

厚生労働科学研究費補助金
長寿科学政策研究事業

機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を
補助するシステムを開発するための研究
(課題番号GA25002)

令和7年度 総括・分担報告書

研究代表者 高橋 秀人

令和8(2026)年 5月

目 次

I. 総括研究報告

機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助する
システムを開発するための研究
研究代表者 高橋秀人

3

II. 分担研究報告

1. 医療分野における人工知能(AI)の現状に関する文献研究
久米慶太郎・蜂屋孝太郎・福地一斗・小宮山潤・高橋秀人
12
2. 自然言語処理技術の現状
蜂屋孝太郎・久米慶太郎・福地一斗・小宮山潤・高橋秀人
20
3. 医療・公衆衛生における人工知能(AI)を用いた統計解析に関する
予備的文献検討
高橋秀人
30
4. 認定調査の簡素化に資する対象者側要因の文献検討
宇田和晃・森山葉子・松田智行・小宮山潤・金雪瑩・高橋秀人
37
5. 一次判定から二次判定への要介護度変更の有無に基づく簡素化要件の検討
金雪瑩・森山葉子・宇田和晃・松田智行・小宮山潤・高橋秀人
44
6. 認定調査特記事項の記述内容と要介護二次判定(重度化)との関連に関する
研究
高橋秀人・松田智行
101
7. OCRの読み込み技術に関する比較
蜂屋孝太郎・高橋秀人
104
8. 行政データの学術活用に関する行政側の考察
鈴木愛・黒田直明・高橋秀人・森山葉子
110
9. 政府系クラウド活用の現状
水島洋・高橋秀人
114
10. 要介護認定2次判定変更ロジックの可視化に向けた調査
松田智行・森山葉子・吉田貴行・水島洋・金雪瑩・宇田和晃・小宮山潤・高橋秀人
120

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)

総合研究報告書

機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助する
システムを開発するための研究

研究代表者 高橋 秀人 (帝京平成大学 薬学部)

研究要旨

【研究の背景・目的】わが国は超高齢社会の進行に伴い、要介護(要支援)認定者数が令和7年12月時点で約736万人に達し、認定審査に係る自治体および介護認定審査会委員の負担が増大している。介護認定審査会では一次判定(コンピュータ判定)の後、認定調査特記事項および主治医意見書を加味した合議により二次判定が行われるが、この二次判定に多くの人手を要する。本研究は、機械学習に基づく人工知能(AI)技術を導入し、二次判定を「代替」するのではなく審査委員の判断を「補助」する意思決定支援システムを開発することにより、審査の効率化・公平化・地域間の均てん化に資することを目的とする。

【方法】初年度は、(1)研究基盤の構築(倫理審査、協力自治体との連携、VPN・GPU解析環境、行政データ提供体制)、(2)二次判定変更に関連する要因の探索(全国介護データベース解析、つくば市データの記述解析)、(3)要素技術の調査・予備評価(医療AI・自然言語処理・統計解析のレビュー、OCR/VLMの性能比較)、(4)認定ロジックの可視化に向けた全国調査・インタビュー調査の準備・着手、の各課題を並行して実施した。

【結果】つくば市データ(2018年度、突合1,366件)の記述解析では、認定調査特記事項のうち第4群(精神・行動障害)の記述が二次判定の重度化と最も強く関連した。OCR/VLMの予備評価では、最新の視覚言語モデルが手書きチェックで高精度(一部クローズドモデルは完全一致)を示す一方、機密性の高い医療文書ではクラウド利用に制約があり、性能とセキュリティのトレードオフが確認された。文献レビューにより、医療AI・自然言語処理・統計解析の動向と、説明可能性・公平性・報告の透明性に関する共通課題が整理された。認定ロジックの可視化に向けた全国調査では86保険者・審査委員384名から回答を得た。

【結論】初年度において、二次判定変更の予測に資する要因の同定、要素技術の適用可能性の整理、および研究・データ基盤の構築が進んだ。本システムは、要配慮個人情報扱うため閉域環境(オンプレミスまたはガバメントクラウド等)での稼働を前提とし、ルールベースとLLMのハイブリッド構成および根拠提示(説明可能性)を重視して設計することが妥当である。次年度以降は、つくば市等の実データを用いた初期サポートモデルの構築と、認定ロジック調査結果の統合、実装に向けた多施設検証を進める

研究分担者	所属機関・部署・職名はR7年度のもの：
森山葉子	国立保健医療科学院・医療・福祉サービス研究部・上席主任研究官
蜂屋孝太郎	帝京平成大学・人文社会学部・教授
久米慶太郎	国立大学法人筑波大学・医学医療系・助教

田宮菜奈子	国立大学法人筑波大学・医学医療系・教授／ヘルスサービス開発研究センター・センター長
渡邊多永子	国立大学法人筑波大学・医学医療系ヘルスサービスリサーチ分野・特任准教授
小宮山潤	国立大学法人筑波大学・医学医療系ヘルスサービスリサーチ分野・特任助教
福地一斗	国立大学法人筑波大学・システム情報系・助教
宇田和晃	国立長寿医療研究センター・老年学・社会科学研究センター老年社会科学研究部・研究員
讃岐勝	国立大学法人筑波大学・医学医療系・准教授
矢野貴大	国立大学法人筑波大学・医学医療系・特任助教
松田智行	茨城県立医療大学・保健医療学部・准教授
金雪瑩	国立保健医療科学院・医療・福祉サービス研究部・主任研究官
小原道子	帝京平成大学・薬学部・教授
吉田貴行	帝京平成大学・薬学部・助教

研究協力者	所属機関・部署・職名はR7 年度のもの：
鈴木愛	つくば市・保健部国民健康保険課・参事補/筑波大学人間総合科学学術院人間総合科学研究群パブリックヘルス学位プログラム
黒田直明	国立精神・神経医療研究センター 精神保健研究所・公共精神健康医療研究部・部長/つくば市・保健部・顧問
陣内裕成	日本医科大学・医学部・准教授
水島洋	東京都健康長寿医療センター・健康長寿イノベーションセンター・センター長補佐
木下大士	東京大学大学院 医学系研究科・公共健康医学専攻・修士課程
山本秀樹	帝京大学・薬学部・教授

A. 研究目的

わが国は超高齢社会の進行に伴い、要介護（要支援）認定者数が増加を続けており、令和7年12月時点で約736.0万人に達している。要介護認定の申請件数も増加し、認定審査に関与する自治体・介護認定審査会委員の事務的負担は増大している。介護保険法第27条第11項では、市町村は申請日から30日以内に認定処理を行うこととされているが、令和6年度において認定事務に要する日数の平均は約39.9日であり、30日以内に処理された件数の割合は22.8%にとどまる。

介護認定審査会では、まず認定調査票に基づくコンピュータ判定（一次判定）が行われ、その後、認定調査特記事項および主治医意見書の内容を加味し、一次判定が実態を表して

いないと考えられる場合に、合議により真のニーズに合う方向へ二次判定で判定が変更される。二次判定はとりわけ多くの人手を要する工程である。事務作業を対象としたAI活用は進みつつあるものの、特記事項や主治医意見書の自由記述を参照する必要のある二次判定そのものを支援する仕組みは現在実用化されていない。

そこで本研究は、機械学習に基づくAI技術を導入し、二次判定を代替するのではなく、認定審査会委員の判断を補助する意思決定支援システムを開発することにより、審査件数増加・自治体および審査委員の負担・公平性および地域間の均てん化の確保という政策課題の解決に資することを目的とする。本研究で構築するシステムは、変更可能性の提示、重点確認事案の可視化、判断根拠の整理・提示

を行うものであり、最終判断は認定審査会委員が行うことを前提とする。

本研究は、次の8段階の枠組みに沿って3か年で推進する。①政策課題の整理、②研究基盤の構築(協力自治体の確保・資料提供基盤)、③データ利用の実現(全国介護DB・自治体認定審査会資料)、④解析・AI構築(認定審査ロジックの探索、一次・二次判定差異分析、変更/非変更要因探索、自由記載のNLP構造化)、⑤二次判定支援AI(変更可能性提示・重点確認事案の可視化・判断根拠の整理)、⑥均てん化の検討(クラウド型AIの検討)、⑦試行・評価(協力自治体での試行、精度・一貫性・負担軽減の検証)、⑧行政施策への活用(審査の効率化・公平性・政策形成エビデンス)。

B. 研究方法

初年度は、上記フレームのうち②基盤構築、③データ利用、④解析・AI構築の基礎、および⑦試行・評価の準備に相当する各課題を、分担研究者の役割分担のもとで並行して実施した。実施した課題は次のとおりである。

- ・要素技術の文献調査(②医療AIの現状、③自然言語処理技術、④AIを用いた統計解

析のスコーピングレビュー、⑥認定調査の簡素化に資する対象者側要因の文献レビュー)。

- ・全国介護データベース(介護DB)を用いた二次判定変更に関連する要因(簡素化要因)の横断的解析(⑦)。
- ・協力自治体(つくば市)の認定情報を用いた、認定調査特記事項の記述内容と二次判定重度化との関連の記述解析(形態素解析)(⑩)。
- ・OCRおよび視覚言語モデル(VLM)による主治医意見書の読取り性能の予備評価(⑤)。
- ・行政データの学術活用に関する提供体制の構築と考察(⑧)、政府系クラウド活用の現状と稼働基盤の検討(⑨)。
- ・認定審査会委員の審査ロジック可視化に向けた全国アンケート調査・グループインタビュー調査の準備・着手(⑪)。

(倫理面への配慮)

本研究は、関係機関の倫理審査委員会の承認を得て実施した。主な承認状況は表のとおりである。文献レビュー(②③④⑥)は公開文献を対象とした調査研究であり、ヒト・動物に対する倫理的配慮を要する問題は含まない。

表 B-1 倫理審査の承認状況

審査機関/対象	承認日	承認番号
帝京平成大学(代表機関一括審査)	R7. 9. 14	2025-079
審査ロジック全国調査(国立保健医療科学院)	R8. 3. 9	NIPH-IBRA#25034
審査ロジックインタビュー調査(帝京平成大学)	R8. 3. 19	2025-079-2

C. 研究結果

C-1. 医療分野における人工知能(AI)の現状に関する文献研究

PubMed等を用い直近5年の医療AIの動向を概観した。医療AIはルールベース(MYCIN等のエキスパートシステム)、統計的学習(SVM、決定木・ランダムフォレスト・勾配ブースティング/XGBoost、ナীবベイズ等)を経て、深層学習(CNNによる画像認識、BERT/

BioBERT、ChatGPT登場以降の汎用LLM)へと発展してきた。現在の深層学習ベースAIの課題は、(a)知識の限界・出力の不正確さ・ハルシネーション、(b)バイアスと公平性、(c)説明可能性、(d)データセキュリティとプライバシー、(e)倫理・著作権・責任の所在の5点に整理され、それぞれにRAG・ファインチューニング・可視化・匿名化フレームワーク・規制等の対応が検討されている。

特記事項や主治医意見書という非構造化テ

キストを扱う本課題は現在のAI技術と親和性が高く、二次判定が一次判定の妥当性を判断する性質上、AI導入による審査委員の新たな負担増は抑えられると期待される。一方、機密性の高いデータを小規模計算資源の隔離環境で扱う前提から、エッジ環境での検証が重要であり、RAGによる根拠提示で説明可能性と公平性の担保に寄与しうる。決定論的に判断される認定ロジックが存在することから、確率的推論を行うLLMとルールベースを組み合わせたハイブリッド構成が、精度と信頼性の両立に有効と考えられる。

C-2. 自然言語処理技術の現状

自然言語処理(NLP)は、ルールベース手法、統計的手法、深層学習を経て、Transformer(2017年)を基盤とする大規模言語モデル(LLM)へと発展した。LLMは事前学習・ファインチューニング・指示学習・RLHF・RAG等の技術を背景に、文書分類・情報抽出・要約・質問応答・検索支援・根拠整理などに応用可能である。日本語対応LLMやデジタル庁がガバメントAIで試用する国産LLM(tsuzumi 2, Llama-3.1-ELYZA-JP-70B, PLaMo 2.0 Prime等)の動向を整理した。

要介護認定審査会資料の特記事項は、表現の揺れ・省略・介護/医療用語・生活機能・認知機能・家族状況・行動心理症状が混在する自由記載であり、LLMによる情報抽出・分類・要約・類似事例検索・根拠整理に有用性が期待される。ただし、ハルシネーション・誤分類・バイアス・説明可能性の限界・個人情報保護等の課題から、要介護度判定そのものをLLM単独で自動化することは適切でなく、審査委員の確認を前提とした補助機能として位置づけ、日本語性能・オンプレミス運用可否・セキュリティ・監査・Human-in-the-loopを重視した運用設計が必要である。

C-3. 医療・公衆衛生における人工知能(AI)を用いた統計解析に関する予備的文献検討

医療・公衆衛生におけるAIを用いた統計解

析を領域横断的に俯瞰するため、PRISMA-ScR/JBI methodologyに準拠したスコーピングレビューを開始した。予備的に同定した34件は、報告・評価基準、予測モデル方法論・報告品質、因果推論、NLP・LLM、サーベイランス・予測、公平性・説明可能性の6領域に分布した。予測モデル研究では報告・方法論の品質の低さが一貫して示され(ある系統的レビューでは152研究の87%が高バイアスリスク、TRIPOD遵守は中央値約40%)、キャリブレーション・外的検証・臨床的有用性の報告が乏しいことが共通課題として確認された。因果推論ではTMLE/AIPW/DML等の二重頑健推定が中核をなし、LLMは応用が急速に広がる一方で実環境実装の検証は限られていた。

本レビューは予備的・選択的同定に基づくドラフトであり、複数データベースの網羅的検索と2名独立スクリーニングによる本検索での更新を前提とする。報告の透明性・キャリブレーション・外的検証・公平性・実装検証という共通ギャップを踏まえ、推定対象の定義・仮定の開示・適切な検証・誠実な報告という統計的推論の規律をAIにも課す必要性が指摘された。

C-4. 認定調査の簡素化に資する対象者側要因の文献検討

2015年1月～2026年3月の文献・資料をPubMed・医中誌・Google検索により探索し、適格な厚生労働省関連資料2件を採用した。社会保障審議会介護保険部会参考資料からは、更新申請者では36か月後でも約4割(要介護5では約6割)で要介護度が維持される一方、新規・区分変更申請では経時的に要介護度が変化しやすいことが示された。平成28年度老人保健健康増進等事業報告書からは、基準時間が要介護度区分の境界に近いケース、前回二次判定結果と今回一次判定結果に差があるケース、嚥下障害を伴うケース(要介護4で「嚥下できない」ケースの重度変更率48.8%対その他5.9%)等で二次判定変更が生じやすいことが示された。

簡素化の検討にあたっては、更新申請・申請からの期間・要介護度区分・要介護度の維持状況・基準時間の境界からの距離・前回認定結果との差等を総合的に判断する必要がある、嚥下障害・BPSD 関連対応・医療関連行為・排泄／移動介助等がある場合は慎重な確認を要する。採用文献はいずれも簡素化要件導入(平成30年4月)前の資料であり、導入後データに基づく実証研究は確認されず、認定調査データ・介護DB等を用いた検証によるエビデンス蓄積が求められる。

C-5. 一次判定から二次判定への要介護度変更の有無に基づく簡素化要件の検討

厚生労働省より第三者提供を受けた2021年度介護DBを用い、第1号被保険者の更新申請のうち一次・二次判定結果が取得可能な対象に横断的解析を行った。アウトカムは二次判定での要介護度変更の有無(変更なし=1)とし、認定調査項目を機能保持(X=1)／機能低下(X=0)の二値に変換した。評価指標は予測確率(PPV:機能保持者のうち変更なしの割合)、見逃し確率(変更者のうち機能保持と判定される割合)、簡素化該当割合とし、PPV 95%以上かつ見逃し確率5%未満を基準とした。

一次判定結果および認定調査項目を用いることで、二次判定で要介護度が変更されない可能性が高い対象者を一定程度識別できる可

能性が示された。単一項目では簡素化該当割合が限定的なものもあり、基本動作項目とADL項目、認知能力項目を組み合わせたAND条件等により、予測確率と簡素化該当割合のバランスを最適化することが今後の課題である。

C-6. 認定調査特記事項の記述内容と要介護二次判定(重度化)との関連に関する研究

つくば市から提供された匿名化要介護認定情報(2018年4月～2019年3月)を用い、認定調査特記事項(第1～7群の計58項目)1,444件と一次・二次判定結果6,043件を突合した1,366件(重度化196件、軽度化3件、変更なし1,167件)を解析対象とした。第1～7群ごとに、重度化の有無の2群間で記述語句を形態素解析により抽出し(名詞・動詞・形容詞の原形、2文字以上、出現10回以上)、出現頻度に基づく重み付きログオッズ比(Monroe et al.)のz値で重度化群の特徴語を同定した($z \geq 1.96$ を有意、 $1.40 \leq z < 1.96$ を傾向)。

重度化群を特徴づける語が多くの群で抽出された一方、変更なし群の特徴語はわずかであった。第4群(精神・行動障害)で特徴語が最も多くz値も高く、認知症の行動・心理症状(BPSD)に関する記述が重度化と強く関連した。嚥下・口腔機能に関する語が複数群で重度化の傾向を示した。

表 C-6-1 群別にみた重度化を特徴づける主な語とz値

群	項目数	重度化群を特徴づける主な語(z値)
第1群 身体機能・起居	13	緊張(+2.50), 整う(+2.23), 硬い(+2.07)
第2群 生活機能	12	ヘルパー(+3.15), 忘れる(+2.13), 不良(+2.07), 注入(+1.86), 嚥下(+1.52), 口腔(+1.51)〔傾向〕
第3群 認知機能	9	無い(+2.98), 自立(+2.59), 町名(+2.20), 方向(+2.01), 曖昧(+1.95)〔傾向〕
第4群 精神・行動障害	15	実施(+3.64), 泥棒(+3.59), 孫娘(+3.40), 片付け(+2.78), 返す(+2.72), 怒鳴る(+2.49)
第5群 社会生活適応	6	施設(+1.64), 注入(+1.57), 毎日(+1.43)〔傾向〕
第6群 特別な医療	1	吸引(+1.47), 剥離(+1.43), 表皮(+1.43)〔傾向〕
第7群 日常生活自立度	2	車いす(+1.46)〔傾向〕

z値が正の語は重度化群、負の語は変更なし群を特徴づける。〔傾向〕は $1.40 \leq z < 1.96$ 。

特記事項，とりわけ精神・行動障害領域の記述は，一次判定では過小に評価されやすいBPSDが審査会で重度化に反映される傾向を示すものと解釈できる．これらの群別特徴語は，認定審査会の審査ロジックの可視化に資するとともに，二次判定変更(重度化)を予測する説明変数・辞書として補助AIシステムに活用できる．今後は2023年度(学習・実装)データの記述内容を構造化して統合し，予測モデルの構築・検証を進める．

C-7. OCRの読み込み技術に関する比較

OCR技術の変遷(テンプレートマッチング→

特徴抽出・統計的分類→CNN+LSTM+CTC→Transformer/VLM)を整理するとともに，主治医意見書を模したダミーデータ(1名分2ページ)を用い，視覚言語モデル(VLM)による手書きチェックおよび手書き文章の読取り精度を比較評価した．評価対象はオープンウェイト2モデル(Qwen3.6 35B, GLM-4.6V 106B)およびクローズド3モデル(GPT-5.5, Gemini 3.1 Pro Preview, Claude Opus 4.7)で，いずれもtemperature=0.5で実行した．

表 C-7-1 手書きチェックの読取り精度

モデル	再現率	適合率	F1 スコア
GLM-4.6V	0.91	0.94	0.92
Qwen3.6	0.99	0.94	0.96
Claude Opus 4.7	1.00	0.92	0.96
GPT-5.5	1.00	1.00	1.00
Gemini 3.1 Pro Preview	1.00	1.00	1.00

表 C-7-2 手書き文章の読取り精度(最短編集距離・CER・精度)

モデル	最短編集距離	CER	精度
GLM-4.6V	228	0.60	0.40
Qwen3.6	82	0.22	0.78
Claude Opus 4.7	33	0.09	0.91
GPT-5.5	28	0.07	0.93
Gemini 3.1 Pro Preview	23	0.06	0.94

手書きチェックでは全モデルが高いF1スコアを示し，GPT-5.5とGemini 3.1 Pro Previewは完全一致を達成した．手書き文章ではモデル間の差が顕著で，クローズドモデルが低いCER・高い精度を示した．一方，本課題が扱う主治医意見書は要配慮個人情報を含むため，データを外部送信するクローズドモデルの実運用には情報セキュリティ・法令遵守上の制約がある．ローカル運用可能なオープンウェイトモデルは機密保持に優れるが精度面で劣り，性能とセキュリティのトレードオフが明確に示された．今後はローカルモデルの性能向上，オンプレミス推論基盤，匿名化・部分

的クラウド利用等のハイブリッド運用の検討が必要である(本評価は1サンプルに基づく予備的評価)．

C-8. 行政データの学術活用に関する行政側の考察

研究分担機関である筑波大学とつくば市は令和4年に医療介護分野データの提供に関する覚書を締結済みであったが，本研究で扱うデータ種別(認定調査データ，認定調査特記事項情報，一次判定→二次判定変更有無・理由)が当該覚書に含まれていなかったため，追加の誓約書を作成し，管理体制・運用方法・セキュリティ・責任の所在を明記して締結し

た。研究班と担当課の連絡調整、研究内容の説明・共有、対象データの整理、匿名化处理・提供対応を経て、令和7年度中にデータ提供(認定調査データ=CSV、特記事項情報・変更理由情報=PDF、いずれも2024年11月～2025年12月審査分)まで完了した。行政データの有機的な利活用には、(1)活用意義の共通認識の形成、(2)行政と研究機関をつなぐ仲介役の存在、(3)分析結果の現場への還元が重要であると考察された。

C-9. 政府系クラウド活用の現状

政府情報システムではクラウド・パイ・デフォルト原則の下でクラウド利用が進む一方、地方自治体の基幹業務システム(標準化対象20業務に介護保険業務を含む)の標準化・ガバメントクラウド移行は途上にあり、20業務すべての移行完了団体は全国の約3.7%にとどまる。本研究の補助AIは認定調査票・主治医意見書という要配慮個人情報扱うため、外部送信を伴う商用クラウドAIは利用できず、自治体内のオンプレミスまたは閉域クラウド(ガバメントクラウド等)での稼働を前提とする必要がある。実用化には、(1)モデルの汎化性能と説明可能性、(2)検証エビデンスの蓄積、(3)制度的・法的位置づけの整理、(4)データ基盤の標準化、(5)閉域稼働環境の確立、(6)現場の受容と運用体制、の各条件を依存関係に沿って段階的に満たす必要がある。当面はオンプレミスを基本とし、標準化・移行の進展に応じてガバメントクラウド上での稼働へ展開することが現実的である。

C-10. 要介護認定2次判定変更ロジックの可視化に向けた調査

二次判定における審査委員の審査プロセス(重度変更時に着目する項目・キーワードと思考過程)を明らかにするため、全国の認定審査会委員を対象とするアンケート調査(研究1:Microsoft Formsによる主治医意見書・認定調査票第1～5群および特別な医療に関する着目項目・自由記述)と、市町村審査委員を対象とするグループインタビュー調査(研究2:

保健・医療・福祉の3領域別)を計画し、着手した。本報告書執筆時点で、研究1は86保険者の認定審査会委員384名から回答を得ており、各認定調査項目における重度変更に関連する頻出語を中心に整理を進めている。研究2は協力可能な市町村担当者と調整し、インタビュー実施に向けた準備を行っている。これらの結果は、審査ロジックの可視化およびAIへの学習基盤として活用する。

D. 考察

初年度の各分担研究の成果を、研究の全体フレームに沿って統合的に考察する。

第一に、二次判定変更の構造に関する定量的知見が得られた。つくば市データの記述解析(C-6)は、特記事項とりわけ第4群(BPSD)の記述が重度化と強く関連することを示した。すなわち、構造化された認定調査項目(変更されにくさ=簡素化方向)と、自由記述(変更=重度化方向)の双方が、二次判定の予測に相補的に寄与することが示唆された。

第二に、要素技術の適用可能性が整理された。医療AI(C-1)・自然言語処理(C-2)のレビューは、非構造化テキストを扱う本課題が現在のAI技術と親和性が高い一方、ハルシネーション・バイアス・説明可能性・個人情報保護という共通課題を抱えることを示した。統計解析レビュー(C-3)は、予測モデル研究におけるキャリブレーション・外的検証・報告の透明性の不足という方法論的課題が提示された。OCR/VLM評価(C-7)は、読取り技術が実用水準に達しつつある一方、機密性ゆえにクラウド利用が制約されるという本課題に固有のトレードオフを明確にした。

第三に、これらを統合した設計指針が導かれる。すなわち、(1)AIは判定を代替せず審査委員の判断を補助する位置づけとし、(2)決定論的な認定ロジックを担うルールベースと、自由記述を扱うLLMを組み合わせたハイブリッド構成とし、(3)RAG等により判断根拠を提示して説明可能性・公平性を確保し、(4)要配

慮個人情報等を外部送信しない閉域環境(当面オンプレミス、将来的にガバメントクラウド)で稼働させ、(5)審査委員による評価・フィードバックを通じて精度とバイアスを継続的に改善する、という方針である。

行政データの活用体制(C-8)の構築と、認定ロジック調査(C-10)による審査プロセスの可視化は、この設計を実データで具体化するための基盤を成す。

本研究の限界として、C-6は2018年度・突合1,366件かつ軽度化が少数であること、C-7は1サンプルの予備評価であること、C-3は予備的同定に基づいた結果であること、C-10は調査途上であることが挙げられる。

E. 結論

令和7年度(初年度)において、本研究は、(1)倫理審査・協力自治体連携・VPN/GPU解析環境・行政データ提供体制という研究基盤の構築、(2)全国介護DBおよびつくば市データを用いた二次判定変更関連要因(簡素化要因・重度化特徴語)の同定、(3)医療AI・自然言語処理・統計解析・OCRに関する要素技術の調査と適用可能性の整理、(4)認定ロジック可視化に向けた全国調査・インタビュー調査の準備・着手、を実施した。

- ・認定ロジック調査(全国アンケート・インタビュー)結果の解析と、審査プロセス・予測根拠(説明可能性)への反映。
- ・OCR/VLMのデータ拡充による性能検証と、オンプレミス/閉域での安全な推論基盤の整備。
- ・協力自治体での試用・評価(精度・一貫性・負担軽減)。

F. 健康危険情報

該当事項なし。

G. 研究発表

1. 論文発表

水島 洋. 日本と世界における Web3.0 医療の最前線(連載:医療分野におけるブロックチェーンと NFT の活用). 医学のあゆみ. Vol. 295, No. 4, pp. 326-332, 2025. 10. 25. (分担研究報告書 C-9)

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況(予定を含む)

1. 特許取得: なし
2. 実用新案登録: なし
3. その他: なし

本総括報告書を構成する分担研究報告書一覧

No.	分担研究報告書 題名	主たる執筆者
C-1	医療分野における人工知能(AI)の現状に関する文献研究	久米慶太郎・蜂屋孝太郎・福地一斗・小宮山潤・高橋秀人
C-2	自然言語処理技術の現状	蜂屋孝太郎・久米慶太郎・福地一斗・小宮山潤・高橋秀人
C-3	医療・公衆衛生における人工知能(AI)を用いた統計解析に関する予備的文献検討	高橋秀人
C-4	認定調査の簡素化に資する対象者側要因の文献検討	宇田和晃・森山葉子・松田智行・小宮山潤・金雪瑩・高橋秀人
C-5	一次判定から二次判定への要介護度変更の有無に基づく簡素化要件の検討	金雪瑩・森山葉子・宇田和晃・松田智行・小宮山潤・高橋秀人

No.	分担研究報告書 題名	主たる執筆者
C-6	認定調査特記事項の記述内容と要介護二次判定(重度化)との関連に関する研究	高橋秀人・松田智行
C-7	OCR の読み込み技術に関する比較	蜂屋孝太郎・高橋秀人
C-8	行政データの学術活用に関する行政側の考察	鈴木愛・黒田直明・高橋秀人・森山葉子
C-9	政府系クラウド活用の現状	水島洋・高橋秀人
C-10	要介護認定 2 次判定変更ロジックの可視化に向けた調査	松田智行・森山葉子・吉田貴行・水島洋・金雪瑩・宇田和晃・小宮山潤・高橋秀人

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
分 担 研 究 報 告 書

医療分野における人工知能(AI)の現状に関する文献研究

研究分担者 久米 慶太郎 (筑波大学 医学医療系)
研究分担者 蜂屋 孝太郎 (帝京平成大学 人文社会学部)
研究分担者 福地 一斗 (筑波大学 システム情報系)
研究分担者 小宮山 潤 (筑波大学 医学医療系)
研究代表者 高橋 秀人 (帝京平成大学 薬学部)

研究要旨

【背景・目的】

本分担研究では、要介護認定審査における審査プロセスを補助する高精度な AI システムの構築に有用な情報を探るための文献調査を目的とする。

【方法】

直近 5 年の医療 AI の文献を調査し、技術的動向と本研究課題への適用可能性を検討した。

【結果】

医療 AI はルールベース、統計的学習を経て深層学習へと発展してきた。現在はハルシネーション、バイアス、知識の限界等の課題に対し、FT、RAG 等の手法で対策がはかられている。

【考察】

判定プロセスは現行の AI と親和性が高いと考えられ、RAG による根拠提示やルールベースと LLM のハイブリッド構成により、精度と信頼性の一定の担保が期待できると考えられる。

【結論】

本システムの開発においては、説明可能性と精度を両立し、審査会委員に受容されるようなシステムを構築することが重要である。

A. 研究目的

我が国は、急速な少子高齢化の進行により平成 19 年 1 月より超高齢社会（65 歳以上人口の総人口に対する割合が概ね 21%超）[1] に突入している。要介護（要支援）認定者数もその当時の 438.8 万人[2]から令和 7 年 12 月時点で 736.0 万人[3]に増加しており、この傾向は継続すると予想される。また、要介護認定の前段階にあたる、要介護認定に係る申請件数自体も 2022 年度における総数は 675.3 万件[4]となっており、認定審査に関与する関係者の事務的作業負担もまた増大して

いることを意味している。加えて、介護保険法第 27 条第 11 項において、市町村は被保険者から要介護認定を受けるための申請があった日から 30 日以内に処理しなければならないとされているが、令和 6 年度における要介護認定に係る事務に要する日数の平均値は 39.9 日（うち、認定調査所要期間 11.1 日、主治医意見書所要期間 17.9 日、介護認定審査会等事務処理期間 16.8 日、また、30 日以内に処理された件数の割合は 22.8%）[5]となっている。

このように要介護認定審査では、申請件数の増加や認定審査会委員の負担増大を背景とした自治体負担の軽減、審査の効率化、公平性の担保および地域間の均霑化の確保が喫緊の政策課題となっている。

このような経緯から、近年、介護認定調査における認定調査票作成支援、介護認定審査会に用いられる審査資料の読取・データ化、個人情報のマスキングなど、主に事務作業工程を対象としたAI活用が進んでいる。一方、要介護認定の多くの時間を要している二次判定および認定審査会における判定そのものを支援する仕組みは、認定調査票の特記事項や主治医意見書の自由記述を参照する必要のあるタスクであることによる困難さからか、いまだ実用化されていない。しかし、日数の短縮をはかるための介護認定審査会委員の増員も、労働人口の縮小からさらなる人材確保は困難であると考えられるため、現行の体制で迅速化・効率化をはかるには、AI等による技術的な支援が必須となる情勢となっている。

本分担研究は、医療分野におけるAIの応用事例を調査することによって、本研究課題で目標とする、「現場での利用において一定の評価を得られるような、認定審査会委員による二次判定を補助する高精度な判定支援システムの構築」に活用可能かどうか考察することを目的とした。

B. 研究方法

本分担研究の目的は、判定支援システムの構築に向けた技術的妥当性を検討することにあるため、個別の論文の分析ではなく、医療AIの動向を概観し把握することに主眼を置いた。調査にあたっては、PubMedを用いて特に直近5年間の原著論文およびレビュー論文を第一段階における調査対象とし、特に医療ドメインにおける傾向を概観し、その後第二段階として各論の調査を行った。

これにより、より実用化や現場に近いデータで検証実験・評価が行われている技術要素を効率的に特定し、本研究への適用可能性や考慮すべき問題点を考察するための資料とした。

(倫理面への配慮)

本分担研究は広く公開されている文献を対象とした調査研究であり、ヒトや動物に対する配慮を必要とする倫理的な問題は含まれていない。

C. 研究結果

人工知能の医療分野への応用の歴史

・ルールベース

医療分野において最初期に広く認知された成果は、スタンフォード大学のグループによって開発された抗菌薬治療の助言を行うプログラムである[6]。これはルールベースのエキスパートシステムとして開発され、あらかじめ定義されたルールに基づき、ユーザーとの対話的なセッションを通じて助言とその根拠となる説明を出力するプログラムであり、後にMYCINシステムへと発展した[7]。

また、この1970年代初頭には、精神科における妄想的な患者のシミュレート研究[8]や、生理学的な質問についてのデータベース応答を自然言語システムで行う研究[9]など、多岐にわたるタスクを遂行するプログラムが既に開発されている[6]。

・統計的学習

1990年代にはカーネルトリック等を組み込んだサポートベクターマシン[10-12]が急速に広まり、医療分野ではマイクロアレイデータに基づくがん細胞の分類などに初期応用例がある[13]。また、マイクロアレイのようなテーブルデータに対しては、1980年代に開発された決定木構築アルゴリズム[14]が、2000年代にはアンサンブル学習であるランダムフォレスト[15]へと発展した。ランダムフォレストの初期応用例としては、創薬分野においてマイクロアレイデータを対象としたものがある[16]。

さらに、決定木ベースの手法としては、勾配ブースティング[17]を利用したXGBoost[18]が特に有名であり、テーブルデータのような構造化医

療データにおいては、現在も強力な手法として採用され続けている。

一方、医療テキスト解析に関しては、一般的にはメール等のスパムフィルターなどの応用として知られる、ナイーブベイズ分類器を用いて医療テキスト(退院サマリー)に対して ICD コード(当時は ICD-9) を割り当てる研究例がある[19]。

・深層学習

いわゆるニューラルネットワークの基礎となる単純パーセプトロン[20]は 1950 年代に開発された。広く普及するのは 2010 年頃の深層学習として認知されて以後となるが、ただし、技術的な蓄積は続けられており、それ以前にも多層パーセプトロンを用いて ECG データから急性心筋梗塞を検出する研究[21]など多数研究例が存在した。大量のデータを取り扱うことができるようになった 2010 年頃に深層学習のパフォーマンスの飛躍的な向上が示され、初期は特に CNN による画像認識能力が認知されたため、医療ドメインにおいては画像への応用、例えば乳がん組織画像の解析[22]などが進んだ。

2018 年頃の BERT 登場後は、BioBERT [23]が開発され、医療テキストマイニングへの応用が示された。

さらに 2022 年頃、ChatGPT (GPT-3.5) が公開され、これを契機に診療への応用を検証する論文が急増した[24, 25]。

臨床分野別の傾向としては、画像データが多く特に親和性が高かった眼科や放射線科は LLM を用いた検証も多く、内科、医療情報も多い分野として挙げられている。一方、より致命的なリスクとなりうる疾患を伴う循環器科での例は相対的に少ないとされている[26]。ルールベースの人工知能の時代からしばしば応用が見られる精神医学の分野[27]も引き続き応用例が見られ、看護分野[28, 29]も多く見られるなど多様な臨床分野に及んでいる。

ただし、現状の検証の大部分は ChatGPT などの汎用 LLM によるものであり、医療 LLM の検証例は少ないと指摘されている[26]。

また、次なるパラダイムとして、現実世界との相互作用能力を持たせた物理 AI (PAI, EAI) の重要性も主張されている[30, 31]。

ユースケース別による応用の分類

臨床分野別ではなくユースケース別に応用を分類すると概ね以下の通りになる[28, 32]。

- 診断支援・医療知識検索
- 医療画像データ解析
- 患者モニタリング・管理・診断
- 生命医学 NLP (カルテやジャーナルなどからの情報抽出など)
- 創薬
- 臨床試験解析
- 医療 QA
- 医学教育および翻訳
- 医療製品の安全性監視
- 新興的な応用 (外科ロボットやソーシャル分析など)
- 性能検証

提案されている課題

現在の深層学習ベースの AI の、医療分野における問題点は概ね以下の 5 点にまとめられ、それぞれへの対応が検討されている[32-34]。

a. 限定的な知識・出力情報の不正確さ・ハルシネーション

この課題に対しては、

- RAG の使用
- インターネット検索機能の有効化
- 最新のデータセットを使用したファインチューニング(FT)
- 出力に対して信頼度または信頼性スコアを提供する技術の開発

のような対応が提案されている。

しかし、トレーニングには膨大な計算コストがかかり、FT も多くの計算コストを要し必ずしも個別の環境実施できるかどうかは不明で、なおかつ、再トレーニング・調整まで知識の更新はなされないで根本的な解決とはいえない[32-34]。

また、オープンウェイトモデルと独自 FT モデルの性能差は急速に縮小しているため[34]、かならずしもコストに見合うとは限らない。

そのため外部知識に接続してそれを LLM の出力に利用する技術である RAG の検討の価値があるとされている[35, 36]。

ただし、RAG を用いたとしても無視できない程度の誤答が依然として含まれることが指摘されている[35]。

したがって、RAG や FT などの個別ケースへの対応よりも適応戦略を洗練させることや、比較研究をより良くするための評価指標の整備が重要と指摘されている[36]。

その他、モデルから出力される誤りであるがもっともらしい文をハルシネーションと呼んでいるが、むしろこれは「作話」であるとの指摘がある[37]。

b. バイアスと公平性

これには、

- 多様なトレーニングデータセットを使用する
 - 多様なベンチマークを作成し、適用する
- のような対応が提案されている。

例えば、薬剤の処方予測について性別によるバイアスが含まれており[27]、意図的に設計しなければ公平なモデルは達成されないとしばしば指摘されている[27]。

また、RAG ではこのバイアスは解消されないことが指摘されている[36]。

c. 説明可能性

これには、

- 画像ベースのモデルに対しては可視化ツールを開発

- テキストベースのモデルに対しては内部概念を説明できる手法を開発

のような対応が提案されている。

また、判断根拠を明示できる RAG は説明可能性の向上に寄与すると期待されている[36]。

d. データセキュリティとプライバシー

これには、

- 匿名化フレームワークの構築
 - 研究データ管理計画 (DMP) を通じてデータセキュリティを保護
- のような対応が提案されている。

RAG や FT が LLM の知識の限界への対処法として提案されているが、個別環境で実施される場合、個人情報を含むデータセットに対するプライバシー保護の監視が行き届かない恐れがあり、データの漏洩のリスクが高まる懸念がある[36]。

e. 倫理・盗用・著作権・責任の所在

これには、

- リスクベースの規制フレームワークの適用
 - 国家機関、医療機関等によるモデルの継続的な監視・ガイドラインの提供
- のような対応が提案されている。

また、AI の出力の不正確さやバイアスといった技術的な欠陥や問題に対して、医療者側がそれを軽減するよう AI を管理・スーパーバイズすることが当然であるかのように技術者側が考えたり期待したりするのは極めて問題であるとの提起がなされている[37]。

D. 考察

これまでの医療分野における人工知能の応用の歴史と現状の課題から得られた示唆をもとに、要介護認定の二次判定支援システムの構築に向けて留意すべき点は何か、どう適用しうるかの可能性について考察する。

非構造テキストデータを入力とする医療 AI は近年急速に実証段階に入った分野である。要介護

認定の審査プロセスにおいて、特記事項や主治医意見書などのテキストデータの解析を必要とする本研究課題が対象とするタスクは、現在の AI 技術が特に貢献しうる親和性の高いものだといえる。

また、AI による支援を導入する際には、AI の判断の妥当性を評価するという新たなタスクの発生によってかえって負担が増加するというリスクがある。しかし、二次判定審査プロセスは一次判定の妥当性を判断するという性質をもち、AI による支援を導入しても本来のタスクとの方向性が大きく変わらないため、審査会委員の新たな負担増を抑えられると期待できる点においても望ましいものであるといえる。

さらにシステムの実効性について、実際のユーザーとして想定している層に、実際に使われることの重要性が提言されており、導入のハードルの高さは長年の課題である。ChatGPT の登場が汎用 LLM を用いた検証研究の増加[24, 25]に寄与していると考えられる一方、医療特化 LLM の検証例は相対的に少ない[26]ことから、非情報系ユーザーでも気軽に試すことのできる環境が実効性の点で重要であることが示唆される。したがって、本研究課題でも、限定的な条件下においてのみ有用なシステムを構築するのではなく、実地で一定の評価を獲得できるシステムとして開発できるかどうか極めて重要なポイントになると考えられる。

実効性については、データセキュリティとプライバシー保護の要件にも関わってくる。取り扱いに注意を要する機密性の高いデータを扱う都合上、外部から遮断された隔離環境で、なおかつ小規模な計算資源での運用を想定している本研究課題のシステムでは重要なポイントである。多くの検証や開発は潤沢な計算資源・環境の下で行われている[6, 7, 36]。エキスパートシステムの時代からパフォーマンスで高い評価を得ていても、計算資源の問題で使われないことは課題になっているため、計算資源が限られているエッジ環境での検証は重要であると考えられる。

この RAG については、現行の LLM の懸念点の一つであるハルシネーションを低減し、説明可能性を向上させるだけでなく、判断根拠を明示させることで、審査の公平性の担保に寄与すると考えられる。これは、初期の人工知能開発において指摘されるところの、専門家に効果的に利用してもらうためにはシステムが専門家と同じ方法で意思決定に至っていると確信させることが重要[6]というアプローチとも共通するものである。

また、実際の審査会委員による本システムの評価実験を通じてフィードバックを収集することで、LLM に由来するバイアスを分析し、より公平なものに改善できる可能性がある。さらに、このシステムを使う過程で、AI の出力と審査会委員の判断との相違を分析することで、LLM 由来のバイアスではなく、審査会間の相違が可視化できる可能性もある。

一方で、RAG 等の技術を用いてもバイアスや誤回答を完全に防止することは困難である。ユーザーが AI の出力を検証するとしても、審査の労力が単に AI の出力結果の検証という別の労力にかわるだけであってはならない。また、AI の出力に過度に依存する自動化バイアスやパフォーマンス低下の懸念も指摘されている[38]。

したがって、判断の責任の所在を明確にしつつ、いかにして審査会委員に受容され、知的作業の負荷を削減し、効率的な支援を実現するかというシステムの設計の検討が不可欠である。

最後に、認定審査には決定論的に判断される明確なロジックが存在するため、確率的な推論を行う LLM だけでなく、長年知見が蓄積されてきたルールベースの判断ロジックを組み込んだハイブリッドなシステムとして構築することで、判定の精度と信頼性を最大限に高めたより完成度の高いシステムとできることが期待される。

E. 結論

本研究課題は、非構造化テキストの解析という現代の AI 技術との親和性が高いタスクを含み、その実用化と将来的な社会実装は十分に期待で

きるものである。今後は、医療分野において重要である説明可能性と精度を両立させ、ユーザーである審査会委員に受容されるようなエッジ環境でのシステムを構築することが、実効性の鍵となると考えられる。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

参考文献・参考資料

1. 総務省統計局. 「人口推計」. 政府統計の総合窓口(e-Stat). www.e-stat.go.jp, 2026 年 5 月閲覧.
2. 厚生労働省老健局介護保険課. 「介護保険事業状況報告の概要（平成 19 年 1 月暫定版）」. 厚生労働省 HP. www.mhlw.go.jp/topics/kaigo/osirase/jigyo/m07/dl/0701.pdf. 2026 年 5 月閲覧.
3. 厚生労働省老健局介護保険課. 「介護保険事業状況報告の概要（令和 7 年 12 月暫定版）」. 厚生労働省 HP. www.mhlw.go.jp/topics/kaigo/osirase/jigyo/m25/dl/2512a.pdf. 2026 年 5 月閲覧.
4. 厚生労働省老健局介護保険課. 「第 3 回介護 DB オープンデータ」. 厚生労働省 HP. www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/huku-shi_kaigo/kaigo_koureisha/nintei/index_00013.html. 2026 年 5 月閲覧.
5. 厚生労働省老健局介護保険課. 「認定審査期間等の公表・認定審査期間等（令和 6 年度分）」. 厚生労働省 HP. www.mhlw.go.jp/content/12300000/001683967.xlsx. 2026 年 5 月閲覧.
6. Shortliffe, E. H., Axline, S. G., Buchanan, B. G., Merigan, T. C., & Cohen, S. N. (1973). An artificial intelligence program to advise physicians regarding antimicrobial therapy. *Computers and biomedical research, an international journal*, 6(6), 544–560. [https://doi.org/10.1016/0010-4809\(73\)90029-3](https://doi.org/10.1016/0010-4809(73)90029-3)
7. Shortliffe E. H. (1977). Mycin: A Knowledge-Based Computer Program Applied to Infectious Diseases. *Proceedings of the Annual Symposium on Computer Application in Medical Care*, 66–69.
8. Colby, K. M., Weber, S., & Hilf, F. D. (1971). Artificial paranoia. *Artificial intelligence*, 2(1), 1-25.
9. Isner, D. W. (1971, November). An inferential processor for interacting with biomedical data using restricted natural language. In *Proceedings of the May 16-18, 1972, spring joint computer conference* (pp. 1107-1124).
10. Vapnik, V. N. (1963). Pattern recognition using generalized portrait method. *Automation and remote control*, 24(6), 774-780.
11. Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992, July). A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory* (pp. 144-152).
12. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297.
13. Furey, T. S., Cristianini, N., Duffy, N., Bednarski, D. W., Schummer, M., & Haussler, D. (2000). Support vector machine classification and validation of cancer tissue samples using microarray expression data. *Bioinformatics (Oxford, England)*,

- 16(10), 906–914. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/16.10.906>
14. Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R., & Stone, C. J. (1984). Classification and Regression Trees.
15. Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning* 45, 5–32 (2001).
<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
16. Gunther, E. C., Stone, D. J., Gerwien, R. W., Bento, P., & Heyes, M. P. (2003). Prediction of clinical drug efficacy by classification of drug-induced genomic expression profiles in vitro. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 100(16), 9608–9613.
<https://doi.org/10.1073/pnas.1632587100>
17. Friedman, J. H. (2001): *Greedy function approximation: A gradient boosting machine*.
<https://www.jstor.org/stable/2699986>
18. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785–794). <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
19. Larkey, L. S., & Croft, W. B. (1996, August). Combining classifiers in text categorization. In *Proceedings of the 19th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 289–297).
<https://doi.org/10.1145/243199.243276>
20. Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>
21. Hedén, B., Ohlin, H., Rittner, R., & Edenbrandt, L. (1997). Acute myocardial infarction detected in the 12-lead ECG by artificial neural networks. *Circulation*, 96(6), 1798–1802.
<https://doi.org/10.1161/01.cir.96.6.1798>
22. Cireşan, D. C., Giusti, A., Gambardella, L. M., & Schmidhuber, J. (2013). Mitosis detection in breast cancer histology images with deep neural networks. In *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 411–418). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-40763-5_51
23. Lee, J., Yoon, W., Kim, S., Kim, D., Kim, S., So, C. H., & Kang, J. (2020). BioBERT: a pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining. *Bioinformatics (Oxford, England)*, 36(4), 1234–1240.
<https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btz682>
24. Iqbal, U., Tanweer, A., Rahmanti, A. R., Greenfield, D., Lee, L. T., & Li, Y. J. (2025). Impact of large language model (ChatGPT) in healthcare: an umbrella review and evidence synthesis. *Journal of biomedical science*, 32(1), 45.
<https://doi.org/10.1186/s12929-025-01131-z>
25. Balan, R., & Gumpel, T. P. (2025). ChatGPT Clinical Use in Mental Health Care: Scoping Review of Empirical Evidence. *JMIR mental health*, 12, e81204. <https://doi.org/10.2196/81204>
26. Shool, S., Adimi, S., Saboori Amleshi, R., Bitaraf, E., Golpira, R., & Tara, M. (2025). A systematic review of large language model (LLM) evaluations in clinical medicine. *BMC medical informatics and decision making*, 25(1), 117.
<https://doi.org/10.1186/s12911-025-02954-4>
27. Bobkov, A., Cheng, F., Xu, J., Bobkova, T., Deng, F., He, J., Jiang, X., Khuzin, D., & Kang, Z. (2025). Telepsychiatry and Artificial Intelligence: A Structured Review of Emerging Approaches to Accessible Psychiatric Care. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, 13(11), 1348.
<https://doi.org/10.3390/healthcare13111348>
28. Mansoor, I., Abdullah, M., Rizwan, M. D., & Fraz, M. M. (2025). Reasoning with large language models in medicine: a systematic review of techniques, challenges and clinical integration. *Health information science and systems*, 14(1), 6.
<https://doi.org/10.1007/s13755-025-00403-0>

29. Martinez-Ortigosa, A., Martinez-Granados, A., Gil-Hernández, E., Rodriguez-Arrastia, M., Romero-Padilla, C., & Roman, P. (2023). Applications of Artificial Intelligence in Nursing Care: A Systematic Review. *Journal of nursing management*, 2023, 3219127. <https://doi.org/10.1155/2023/3219127>
30. Oh, N., Jung, K. H., & Choi, G. S. (2026). Physical AI goes to the operating room: are we ready for the Surgical Data Factory?. *Annals of surgical treatment and research*, 110(3), 135–143. <https://doi.org/10.4174/astr.2026.110.3.135>
31. Mir, B. A., Nishwa, D. E., & Lee, S. W. (2026). Embodied Artificial Intelligence in Healthcare: A Systematic Review of Robotic Perception, Decision-Making, and Clinical Impact. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, 14(5), 572. <https://doi.org/10.3390/healthcare14050572>
32. Wang, D., & Zhang, S. (2024). Large language models in medical and healthcare fields: applications, advances, and challenges. *Artificial intelligence review*, 57(11), 299. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10921-0>
33. Maity, S., & Saikia, M. J. (2025). Large Language Models in Healthcare and Medical Applications: A Review. *Bioengineering (Basel, Switzerland)*, 12(6), 631. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12060631>
34. Rouzrokh, P., Khosravi, B., Faghani, S., Moassefi, M., Shariatnia, M. M., Rouzrokh, P., & Erickson, B. (2025). A Current Review of Generative AI in Medicine: Core Concepts, Applications, and Current Limitations. *Current reviews in musculoskeletal medicine*, 18(7), 246–266. <https://doi.org/10.1007/s12178-025-09961-y>
35. Fukui, Y., Kawata, Y., Kobashi, K., Nagatani, Y., & Iguchi, H. (2025). Evaluation of a retrieval-augmented generation system using a Japanese Institutional Nuclear Medicine Manual and large language model-automated scoring. *Radiological physics and technology*, 18(3), 861–876. <https://doi.org/10.1007/s12194-025-00941-y>
36. Collaco, B. G., Srinivasagam, P., Gomez-Cabello, C. A., Haider, S. A., Genovese, A., Wood, N. G., Bagaria, S., Lifson, M. A., & Forte, A. J. (2026). Integrating Fine-Tuning and Retrieval-Augmented Generation for Healthcare AI Systems: A Scoping Review. *Bioengineering (Basel, Switzerland)*, 13(2), 225. <https://doi.org/10.3390/bioengineering13020225>
37. Crowe, B., Shah, S., Teng, D., Ma, S. P., DeCamp, M., Rosenberg, E. I., Rodriguez, J. A., Collins, B. X., Huber, K., Karches, K., Zucker, S., Kim, E. J., Rotenstein, L., Rodman, A., Jones, D., Richman, I. B., Henry, T. L., Somlo, D., Pitts, S. I., Chen, J. H., ... & Mishuris, R. G. (2025). Recommendations for Clinicians, Technologists, and Healthcare Organizations on the Use of Generative Artificial Intelligence in Medicine: A Position Statement from the Society of General Internal Medicine. *Journal of general internal medicine*, 40(3), 694–702. <https://doi.org/10.1007/s11606-024-09102-0>
38. Dell'Acqua, F., McFowland III, E., Mollick, E., Lifshitz, H., Kellogg, K. C., Rajendran, S., ... & Lakhani, K. R. (2026). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of artificial intelligence on knowledge worker productivity and quality. *Organization Science*, 37(2), 403–423. <https://doi.org/10.1287/orsc.2025.21838>

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
分 担 研 究 報 告 書

自然言語処理技術の現状

研究分担者 蜂屋 孝太郎 (帝京平成大学 人文社会学部)
研究分担者 久米 慶太郎 (筑波大学 医学医療系)
研究分担者 福地 一斗 (筑波大学 システム情報系)
研究分担者 小宮山 潤 (筑波大学 医学医療系)
研究代表者 高橋 秀人 (帝京平成大学 薬学部)

研究要旨

【目的】

本研究は、要介護認定審査会資料に含まれる特記事項等の自然言語情報を処理し、審査判定プロセスを補助するシステム開発の基礎資料を整理することを目的とした。特に、自然言語処理技術および大規模言語モデル (LLM) の技術動向、活用可能性、課題を整理し、審査会資料への適用可能性を検討した。

【方法】

Google Scholar を用いて、自然言語処理(NLP)および大規模言語モデル(LLM)に関する総説論文を検索し、関連度の高い文献を抽出した。抽出文献をもとに、NLP の変遷、LLM の技術的特徴、代表的モデル、周辺技術、評価手法、実運用上の論点、リスクを整理した。

【結果】

自然言語処理技術は、ルールベース手法、統計的手法、深層学習を経て、Transformer を基盤とする LLM へ発展してきた。LLM は、文書分類、情報抽出、要約、質問応答、検索支援、根拠整理等に応用可能であり、要介護認定審査会資料の特記事項に含まれる介護・医療用語、生活機能、認知機能、家族状況等の情報抽出や整理に有用である可能性が示された。一方で、ハルシネーション、誤分類、バイアス、説明可能性の限界、個人情報保護、セキュリティ等の課題も確認された。

【結論】

LLM を含む自然言語処理技術は、要介護認定審査会資料の情報抽出、分類、要約、根拠整理に有用であり、審査判定プロセスを補助する基盤技術となり得る。ただし、要介護度判定そのものを LLM 単独で自動化することは適切ではなく、審査委員による確認を前提とした補助的機能として位置づける必要がある。今後は、実データに近い資料を用いた精度、安全性、運用可能性の検証が必要である。

A. 研究目的

開発を目指すシステムでは、要介護認定審査会資料に記載された特記事項等の自然言語情報を適切に処理し、審査判定プロセスの補助に資する

情報を抽出・整理する必要がある。

本分担研究では、その第一段階として、自然言語処理技術に関する国内外の技術動向を調査し、要介護認定審査会資料への適用可能性を検討するための基礎資料を整理することを目的とする。

具体的には、自然言語処理技術の歴史的変遷、大規模言語モデル（LLM）の技術的基盤、代表的モデル、関連する周辺技術、活用領域、評価方法、実運用上の論点、リスク、および今後の技術動向について体系的に整理する。

B. 研究方法

Google Scholar を用いてキーワード「natural language processing NLP large language model LLM」により総説論文の検索を行った。検索結果のうち、自然言語処理技術または大規模言語モデルに関する総説的内容を含み、本文が確認可能なオープンアクセス文献を対象とした。重複文献、個別モデルのみを扱う技術報告、自然言語処理との関連が限定的な文献は除外した。最終的に関連度上位2件を抽出し[1]–[20]、下記の論点について内容を整理した。

- 自然言語処理技術の歴史的変遷
- LLM の技術的基盤
- 代表的モデル
- 周辺技術
- 活用領域
- 評価方法
- 実運用上の論点
- 課題とリスク
- 主要ユースケースと導入事例
- 今後の動向

C. 研究結果

自然言語処理（Natural Language Processing : NLP）は、人間が日常的に用いる言語をコンピュータで解析・理解・生成する技術である。初期の NLP は文法規則や辞書に基づく処理が中心であったが、統計的手法、深層学習、Transformer、そして大規模言語モデル（Large Language Model : LLM）へと発展してきた。特に 2017 年に提案された Transformer [21]は、再帰構造や畳み込みに依存せず注意機構を中心に構成され、並列学習のしやすさと高い性能により現代 LLM の基盤となった。

1. 自然言語処理技術の変遷

1.1. ルールベース手法

初期の NLP は、専門家が作成した文法規則、辞書、形態素解析ルール、構文規則を用いる手法が中心であった。説明可能性は高い一方、例外表現、曖昧性、口語表現、未知語への対応が難しく、保守コストも大きかった。

1.2. 統計的自然言語処理

1990 年代以降、コーパスに基づく統計的手法が普及した。n-gram 言語モデル、隠れマルコフモデ

ル、条件付き確率場、統計的機械翻訳などが代表例である。大量データから確率的に言語現象を扱えるようになったが、特徴量設計には人手の工夫が必要であった。

1.3. 深層学習の導入

2010 年代には、単語埋め込み、RNN、LSTM、seq2seq、Attention などが導入され、翻訳、要約、質問応答などの性能が向上した。BERT は双方向 Transformer による事前学習とファインチューニングを組み合わせ、質問応答や自然言語推論など複数タスクで高い性能を示した[22]。

1.4. Transformer の登場とその意義

Transformer は自己注意機構を中心としたアーキテクチャであり、系列データを並列に処理しやすい点が大きな特徴である。従来の RNN に比べて長距離依存関係を扱いやすく、大規模データ・大規模計算資源との相性が良かったため、BERT、GPT、T5 など多くの基盤モデルの土台となった。

1.5. LLM 時代への移行

GPT-3 は 1750 億パラメータの自己回帰型言語モデルとして、ファインチューニングなしにプロンプトと少数例だけで多様なタスクに対応できる few-shot 能力を示した[23]。これにより、NLP は個別タスクごとにモデルを作る時代から、汎用モデルをプロンプトや追加データで適用する時代へ移行した。

2. LLM の技術的基盤

2.1. 言語モデルの基本概念

言語モデルは、ある文脈に続く単語やトークンの確率を推定するモデルである。LLM は大規模なテキストデータを用いてこの確率分布を学習し、入力文脈に対して自然な応答や文章を生成する。

2.2. Transformer アーキテクチャ

Transformer は、エンコーダ、デコーダ、自己注意、位置エンコーディング、フィードフォワード層、残差接続、正規化層などから構成される。現在の多くの LLM は、特にデコーダ型 Transformer を用いた自己回帰生成を採用している[21]。

2.3. 自己注意機構（Self-Attention）

自己注意機構は、入力列中の各トークンが他のトークンとの関連度を計算し、文脈情報を統合する仕組みである。これにより、文の前後関係、照応、長距離依存、文脈上の重要語を柔軟に扱える。

2.4. 事前学習とファインチューニング

事前学習では、大量の一般テキストから言語知識や世界知識を獲得する。その後、分類、要約、

翻訳、質問応答などの用途に応じてファインチューニングを行う。BERT はこの枠組みを広く普及させた代表例である[22]。

2.5. 指示学習 (Instruction Tuning)

指示学習は、「要約してください」「分類してください」など人間の指示に従う能力を高める学習である。従来の言語モデルは文章の続きを生成する能力が中心であったが、指示学習によりユーザー意図に沿った応答が可能になった。

2.6. 人間フィードバックによる強化学習 (RLHF)

RLHF は、人間が望ましい出力を評価・順位付けし、その評価を報酬モデルとして学習し、モデルを人間の意図に近づける手法である。InstructGPT では、教師ありファインチューニングと RLHF により、より有用で安全な応答が得られることが示された[24]。

2.7. RAG (Retrieval-Augmented Generation) の概要

RAG は、LLM 内部の知識だけでなく、外部文書検索によって得た情報を生成時に利用する技術である。原論文では、事前学習済み seq2seq モデルと Wikipedia のベクトルインデックスを組み合わせて、知識集約型タスクでより具体的かつ事実性の高い生成を実現した[25]。

2.8. マルチモーダル化の進展

近年の LLM はテキストだけでなく、画像、音声、動画、表、コードなどを扱うマルチモーダルモデルへ進展している。これにより、文書読解、画像理解、音声対話、画面操作支援など、適用範囲が拡大している。

3. 代表的な LLM の整理

3.1. クローズドモデルの動向

クローズドモデルには、OpenAI の GPT 系、Anthropic の Claude 系、Google の Gemini 系などが

ある。2025 年時点では、GPT-4.1、Claude 3.7 Sonnet、Gemini 2.5 Pro などが高性能モデルとして比較対象に挙げられ、長文処理、コーディング、推論、マルチモーダル対応が競争領域となっている。

3.2. オープンウェイトモデルの動向

オープンウェイトモデルには、Meta の Llama 系、Mistral 系、DeepSeek 系、Qwen 系などがある。オープンウェイトモデルは、自社環境での運用、カスタマイズ、コスト最適化、データ管理の観点で注目されている。付録 3 にクローズドおよびオープンウェイトの主要モデルをまとめた。

3.3. 日本語対応 LLM の現状

日本語 LLM では、CyberAgentLM3、Fugaku-LLM、NEC の日本語 LLM などが代表例である。CyberAgent は 225 億パラメータの日本語 LLM 「CyberAgentLM3」を Apache License 2.0 で公開し[27]、Fugaku-LLM はスーパーコンピュータ「富岳」を用いて学習された 130 億パラメータ級の日本語能力に優れたモデルとして公開された[28]。これらは、国内機関・国内企業が関与し、日本語性能、公開性、または行政・業務利用可能性の観点から参照されることが多いモデルである。

また、デジタル庁は、ガバメント AI で試用する国内 LLM として表 1 の 7 件を選定し、2026 年度に試用評価を行った上で、2027 年 4 月以降に検証結果を踏まえて優れたモデルを政府調達することを検討している。

3.4. モデル規模・性能・運用コストの比較

一般に、モデル規模が大きいほど推論能力や生成品質は向上しやすいが、推論コスト、レイテンシ、GPU メモリ、運用難易度も増大する。一方、小型モデルはオンプレミスやエッジ環境に適し、RAG やタスク特化ファインチューニングと組み合わせることで実用性能を確保できる。

3.5. モデル選定における観点

モデル選定では一般に、以下を総合的に評価する必要がある。

表 1. 政府クラウドで提供される LLM の候補として選定された国産 LLM [29]

モデル・製品名	企業	パラメータ数	特徴
tsuzumi 2	NTT データ	30B	MT-bench で GPT-5 と同等。ビジネスタスクに特化
CC Gov-LLM	カスタマークラウド	非公開	技術詳細不明
Llama-3.1-ELYZA-JP-70B	KDDI・ELYZA 共同	70B	Meta 社の Llama-3.1-70B をベースに追加の学習（日本語追加事前学習・指示学習）を実施
Sarashina2 mini	ソフトバンク	3B (推測値)	sarashina2.2-3B-instruct-v0.1 がベースと予想される。日本語タスクでは qwen2.5-3B を凌駕
cotomi v3	NEC	非公開	MCP などエージェント対応
Takane 32B	富士通	32B	Takane 112B モデルから特化型蒸留したモデル。Cohere の Command R+がベース
PLaMo 2.0 Prime	Preferred Networks	31B	日本語タスクでは Qwen2.5 32B を凌駕

- 日本語性能
- 推論・数学・コーディング性能
- 長文コンテキスト対応
- マルチモーダル対応
- API 利用可否
- オンプレミス運用可否
- コスト
- セキュリティ要件
- ライセンス
- ベンダーロックイン
- 評価・監視のしやすさ

これらのうち、本研究の用途で重要となるのは、日本語性能、オンプレミス運用可否、セキュリティ要件、評価・監視のしやすさ、であると考えられる。これは、日本語で記述された機密性の高い審査会資料の分類タスクを LLM で実現しようとしているためであり、さらに出力結果の説明可能性が求められているためである。日本語性能評価においては、介護・医療現場における用語や略語、文脈の理解を重点的に評価すべきである。

4. LLM を支える周辺技術

4.1. トークナイザ

トークナイザは、文章をモデルが処理可能な単位に分割する仕組みである。日本語では単語境界が明示されないため、英語向けトークナイザをそのまま用いるとトークン効率が悪くなる場合がある。

4.2. 埋め込み表現 (Embeddings)

埋め込み表現は、テキストを意味的なベクトルに変換する技術である。類似文書検索、クラスタリング、推薦、重複検出、RAG の検索処理に利用される。

4.3. ベクトルデータベース

ベクトルデータベースは、埋め込みベクトルを高速に検索するためのデータベースである。社内文書検索、FAQ 検索、ナレッジ検索、RAG 基盤で重要な役割を担う。

4.4. プロンプトエンジニアリング

プロンプトエンジニアリングは、LLM への指示文を設計し、出力品質を高める技術である。役割設定、出力形式指定、例示、制約条件、段階的推論指示などが用いられる。

4.5. エージェント技術

エージェント技術は、LLM が目的達成のために計画を立て、外部ツールを呼び出し、結果を評価しながら処理を進める仕組みである。業務自動化、

調査、コード修正、データ分析などへの応用が進んでいる。

4.6. ツール利用・関数呼び出し

LLM に外部 API、検索、データベース、計算処理、業務システムを呼び出させることで、生成だけではなく実行を伴う業務支援が可能になる。

4.7. 推論高速化・量子化・蒸留

推論高速化には、量子化、知識蒸留、KV キャッシュ最適化、バッチ処理、MoE (Mixture of Experts)、軽量モデル利用などがある。これらはコスト削減とレイテンシ改善に有効である。

5. 自然言語処理タスクにおける LLM の活用

5.1. 文書分類

問い合わせ分類、契約書分類、メール分類、リスク分類などに活用できる。従来の分類モデルに比べ、少量データでもプロンプトで柔軟に対応できる。

5.2. 要約

議事録、報告書、契約書、論文、ニュース、問い合わせ履歴などの要約に有効である。長文対応モデルや RAG と組み合わせることで、大量文書の要点抽出が可能になる。

5.3. 翻訳

LLM は文脈を考慮した自然な翻訳が可能であり、専門用語や文体指定にも対応しやすい。ただし、法務・医療・技術文書では人手確認が必要である。

5.4. 質問応答

FAQ、社内規程、製品マニュアル、技術文書に対する質問応答に利用される。RAG を組み合わせることで、根拠文書に基づく回答が可能になる。

5.5. 情報抽出

契約書からの条項抽出、請求書からの金額抽出、問い合わせからの顧客要望抽出などに活用できる。

5.6. 感情分析・意見分析

口コミ、アンケート、SNS、問い合わせ履歴から、顧客満足度、不満要因、改善要望を抽出できる。

5.7. 対話システム・チャットボット

顧客対応、社内ヘルプデスク、IT サポート、人事問い合わせ、教育支援などで利用される。

5.8. コード生成・技術文書支援

コード補完、バグ修正、テスト生成、設計書作成、API仕様書作成など、開発業務の効率化に活用できる。

5.9. 検索・ナレッジ活用支援

従来のキーワード検索に加え、意味検索、対話型検索、根拠付き回答、関連資料提示が可能になる。

6. 評価手法

6.1. NLP ベンチマークの概要

NLP 評価には、GLUE、SuperGLUE、MMLU、SQuAD、MT-Bench、HumanEval などがある。日本語では JGLUE、llm-jp-eval、Japanese MT-Bench、Rakuda Benchmark、Nejumi Leaderboard などが用いられる。llm-jp-eval は複数の日本語評価データセットを横断し、生成結果に基づく自動評価を行うツールとして提案されている[26]。

6.2. 自動評価指標

代表的な自動評価指標には、Accuracy、Precision、Recall、F1、BLEU、ROUGE、Exact Match、文字 F1、埋め込み類似度などがある。

6.3. 人手評価

人手評価では、有用性、正確性、自然さ、安全性、文体適合性、業務適合性を評価する。実運用では、自動評価だけでなく業務担当者によるサンプル評価が重要である。

6.4. ハルシネーション評価

ハルシネーション評価では、回答が根拠文書に基づいているか、存在しない事実を述べていないか、引用元と整合しているかを確認する。

6.5. 安全性・有害性評価

有害表現、差別的表現、個人情報漏えい、機密情報出力、危険行為支援、不適切助言などを評価対象とする。

6.6. 日本語性能評価の観点

日本語評価では、漢字・かな混じり文、敬語、曖昧表現、省略、文脈依存性、専門用語、文化的背景への対応が重要である。日本語 LLM の評価では JGLUE や Japanese MT-Bench など複数の評価軸を併用する必要がある。

6.7. 実運用における評価指標

実運用では、以下の指標が重要である。

- 正答率
- 根拠一致率
- 応答時間
- トークンコスト

- ユーザー満足度
- エスカレーション率
- 再回答率
- 障害率
- セキュリティインシデント件数

7. 実運用上の論点

7.1. 導入アーキテクチャ

導入形態には、API 利用、オンプレミス、プライベートクラウド、ハイブリッド構成がある。機密性が高い業務ではオンプレミスや閉域環境、迅速な導入では API 利用が選択されやすい。

7.2. セキュリティ

入力データ、出力データ、ログ、認証、権限管理、通信暗号化、監査証跡を管理する必要がある。

7.3. プライバシー・機密情報保護

個人情報、営業秘密、契約情報、医療情報、金融情報などを LLM に入力する場合、マスキング、アクセス制御、保存ポリシー、データ利用条件の確認が必要である。

7.4. ガバナンス・コンプライアンス

利用ルール、禁止用途、承認プロセス、監査、説明責任、出力物の責任所在を明確化する必要がある。

7.5. コスト管理

LLM 利用では、入力トークン、出力トークン、検索処理、ベクトル DB、監視、再試行、評価環境などがコスト要因となる。

7.6. モデル監視と継続改善

モデルの出力品質、ハルシネーション、利用ログ、失敗例、ユーザーフィードバックを継続的に収集し、プロンプト、RAG、データ、モデルを改善する必要がある。

7.7. 運用体制と人材要件

LLM 運用には、AI エンジニア、データエンジニア、セキュリティ担当、業務部門、法務、コンプライアンス、プロダクトオーナーの連携が必要である。

8. 課題とリスク

8.1. ハルシネーション

LLM はもっともらしい誤情報を生成することがある。RAG、根拠提示、検証プロンプト、人手確認、出力制限により低減する必要がある。

8.2. バイアスと公平性

学習データに含まれる社会的偏りが出力に反映される可能性がある。評価データ、監査、ガードレール、利用ポリシーが必要である。

8.3. 説明可能性の限界

LLM の内部判断過程は完全には説明しにくい。特に高リスク領域では、根拠文書、判断ロジック、レビュー体制を併用する必要がある。

8.4. 著作権・知的財産上の論点

学習データ、生成物、類似出力、コード生成、社内資料の再利用に関して、著作権やライセンスの確認が必要である。

8.5. セキュリティリスク

プロンプトインジェクション、データ漏えい、権限外アクセス、悪意あるツール呼び出し、出力改ざんなどのリスクがある。

8.6. 過度な自動化への依存

LLM の出力を過信すると、誤判断や責任所在の不明確化につながる。重要業務では人間の確認を前提とした Human-in-the-loop が必要である。

8.7. 環境負荷と計算資源

大規模モデルの学習・推論には大量の計算資源と電力が必要である。小型モデル、量子化、蒸留、効率的推論基盤の活用が重要となる。

9. 主要ユースケースと導入事例

9.1. 社内ナレッジ検索

社内規程、マニュアル、議事録、設計書、FAQ を検索し、対話形式で回答する用途である。RAG との相性が高い。

9.2. 文書作成支援

報告書、メール、議事録、提案書、仕様書、契約書レビューの支援に活用できる。

9.3. 顧客対応自動化

問い合わせ分類、FAQ 応答、一次回答作成、オペレーター支援、応対履歴要約に利用できる。

9.4. 開発業務支援

コード生成、レビュー、テスト作成、ドキュメント生成、障害調査、ログ解析に活用できる。

9.5. 業界別ユースケース

金融では審査支援・規制文書確認、製造では技術文書検索・保守支援、医療では文献検索・記録支援、公共では住民問い合わせ対応・文書作成支援が想定される。

9.6. 導入効果と評価ポイント

導入効果は、作業時間削減、問い合わせ削減、ナレッジ活用率向上、品質平準化、属人化解消で評価する。一方、誤回答率、レビュー工数、コスト、セキュリティも同時に評価すべきである。

10. 今後の技術動向

10.1. 小型高性能モデルの進展

今後は、巨大モデルだけでなく、特定用途に最適化された小型高性能モデルが重要になる。オンプレミス、エッジ、低コスト運用で需要が高まる。

10.2. 長文コンテキスト対応

長文コンテキスト対応により、大量の契約書、仕様書、コードベース、研究論文を一括処理できるようになる。2025 年時点でも、主要モデルでは数十万から 100 万トークン級の長文対応が競争領域になっている。

10.3. マルチモーダル統合

テキスト、画像、音声、動画、表、画面操作を統合するモデルが普及し、業務アシスタントの範囲が拡大する。

10.4. エージェント化と自律実行

LLM は単なる応答生成から、計画、検索、判断、実行、検証を行うエージェントへ発展している。ただし、自律実行には監査、権限制御、失敗時の停止設計が不可欠である。

10.5. オープンソースエコシステムの拡大

オープンウェイトモデル、推論エンジン、評価ツール、RAG フレームワーク、ベクトル DB が発展し、企業が自社要件に合わせて構築しやすくなる。

10.6. 日本語 LLM の今後の展望

日本語 LLM では、データ品質、トークナイズ、敬語・文化理解、業務ドメイン適応、国内法規制対応が重要になる。政府の後押しにより、国産・日本語重視モデルの利用が国内では徐々に浸透していくと予想される。

11. 要介護認定審査会資料への適用可能性

要介護認定審査会資料の特記事項は、自由記載であり、表現の揺れ、省略、介護・医療用語、家族状況、生活機能、認知機能、行動・心理症状等が混在する。このような特性を踏まえると、LLM は以下の用途で有用性が期待される。

- 特記事項からの介護関連情報の抽出
- 認定調査項目との関連づけ
- 審査上注意すべき記載の抽出
- 類似事例検索

- 判定根拠の整理支援
- 審査会資料の要約

一方で、判定を自動化する用途では、誤分類、ハルシネーション、説明可能性の限界、バイアス、個人情報保護上のリスクが大きい。このため、要介護度の判定を LLM 単独で自動化することは適切ではない。また、決定木等の比較的説明可能性の高い機械学習手法を用いる場合であっても、学習データやモデル設計に依存した誤判定のリスクが残るため、最終判断は審査委員による確認を前提とする必要がある。したがって、LLM は判定の代替ではなく、審査委員の確認を前提とした情報整理、根拠提示、注意喚起の補助機能として位置づけることが妥当である。

これらの観点を踏まえ、本研究では、特記事項からの情報抽出および分類（例：転倒リスク、認知症状、独居の有無等）、ならびに審査支援に資する情報提示手法としての LLM 活用の可能性を検討する。

D. 考察

本レビューにより、自然言語処理技術は、ルールベース手法、統計的手法、深層学習、Transformer、LLM へと発展してきたことが確認された。現在の中心技術は Transformer を基盤とする LLM であり、RAG、埋め込み表現、ベクトルデータベース、エージェント技術、推論最適化などの周辺技術と組み合わせることで、文書分類、要約、情報抽出、質問応答、検索支援など多様な業務に応用可能である。

要介護認定審査会資料では、特記事項等に自由記載の日本語情報が多く含まれる。これらの記載には、介護・医療用語、生活機能、認知機能、家族支援状況、行動・心理症状、環境要因などが複合的に含まれており、従来の単純なキーワード検索やルールベース処理のみでは十分に扱いにくい可能性がある。この点で、LLM は特記事項からの関連情報抽出、カテゴリ分類、要約、類似事例検索、審査上の注意点提示などに有用であると考えられる。

一方で、LLM にはハルシネーション、誤分類、バイアス、説明可能性の限界、セキュリティ、個人情報保護、運用コストといった課題がある。特に要介護認定のように個人の生活やサービス利用に影響し得る領域では、LLM の出力を判定の代替として用いるのではなく、審査委員による確認を前提とした補助情報として位置づける必要がある。

したがって、今後のシステム開発においては、日本語性能、介護・医療分野への適応性、根拠提

示機能、閉域またはオンプレミス環境での運用可能性、ログ監査、アクセス制御、Human-in-the-loop を含む運用設計を重視すべきである。また、モデル評価においては、一般的な日本語ベンチマークに加え、実際の審査会資料に近いデータを用いたドメイン特化評価を行う必要がある。

E. 結論

本分担研究では、要介護認定審査会資料に含まれる特記事項等の自然言語情報を適切に処理し、審査判定プロセスの補助に資するシステム開発の基礎資料とすることを目的として、自然言語処理技術および大規模言語モデル（LLM）に関する国内外の技術動向を整理した。

自然言語処理技術は、ルールベース手法、統計的手法、深層学習、Transformer を経て、現在では LLM を中心とする技術体系へと発展している。LLM は、文書分類、情報抽出、要約、質問応答、検索支援、根拠整理など、自由記載テキストを扱う多様な業務に応用可能であり、要介護認定審査会資料に含まれる特記事項の処理においても有用性が期待される。特に、介護・医療用語、生活機能、認知機能、家族状況、行動・心理症状などが混在する記載から、審査上重要な情報を抽出・整理する用途では、LLM の活用可能性は高いと考えられる。

一方で、LLM にはハルシネーション、誤分類、バイアス、説明可能性の限界、個人情報保護、セキュリティ、運用コスト等の課題が存在する。要介護認定は対象者の生活やサービス利用に直接影響し得る制度であるため、LLM を要介護度判定そのものの代替として用いることは適切ではない。LLM の利用は、審査委員による確認を前提とした情報整理、根拠提示、注意喚起、類似事例検索等の補助的機能として位置づける必要がある。

今後の研究では、実際の要介護認定審査会資料に近いデータを用いて、日本語性能、介護・医療分野の用語理解、情報抽出精度、分類性能、根拠提示の妥当性、説明可能性、安全性を評価する必要がある。また、個人情報保護および機密性確保の観点から、オンプレミス環境または閉域環境での運用可能性、アクセス制御、ログ監査、人手確認を含む運用体制についても検討が求められる。

以上より、LLM を含む自然言語処理技術は、要介護認定審査会資料の特記事項を対象とした情報抽出・分類・要約・根拠整理に有用であり、審査判定プロセスを補助するシステムの基盤技術となり得る。ただし、その実装にあたっては、判定の自動化ではなく、人間の判断を支援する安全で説明可能な補助システムとして設計することが重要である。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

参考文献・参考資料

- [1] J. Mora-Delgado, L. Ramos-Ruperto, M.J. Pardilla, M.Á. Sicilia, A. Rodríguez-González, J.M. Sempere, R. Puchades, "Generative AI: foundational models. Natural Language Processing (NLP) and LARGE Language Models (LLM)", *Revista Clínica Española (English Edition)*, 226(1), 2026.
- [2] Jiang, X., Wang, W., Tian, S. *et al.* "Applications of natural language processing and large language models in materials discovery," *npj Comput Mater* **11**(79), 2025.
- [3] Qin, L., Chen, Q., Feng, X. *et al.* "Large language models meet NLP: a survey," *Front. Comput. Sci.* 20, 2026.
- [4] Mahmud Omar, Dana Brin, Benjamin Glicksberg, Eyal Klang, "Utilizing natural language processing and large language models in the diagnosis and prediction of infectious diseases: A systematic review," *American Journal of Infection Control* 52(9), 2024.
- [5] Vishnu S. Pendyala, Karnavee Kamdar, Kapil Mulchandani, "Automated Research Review Support Using Machine Learning, Large Language Models, and Natural Language Processing" *Electronics* 14(2), 2025.
- [6] Thapa, S., Shiwakoti, S., Shah, S.B. *et al.* "Large language models (LLM) in computational social science: prospects, current state, and challenges," *Soc. Netw. Anal. Min.* 15(4), 2025.
- [7] Naoto Usuyama, Cliff Wong, Sheng Zhang, Tristan Naumann, Hoifung Poon, "Biomedical Natural Language Processing in the Era of Large Language Models," *Annual Review Biomedical Data Science* 8, 2025.
- [8] Mengchao Ren, "Advancements and Applications of Large Language Models in Natural Language Processing: A Comprehensive Review," *Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Learning and Automation*, 2024.
- [9] Seungjun Kim, Yiliang Zhou, Yawen Guo, Changrui Xiao, Kai Zheng, "Applying natural language processing and large language models to clinical notes for phenotyping and diagnosing rare diseases: a systematic review," *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2026.
- [10] Sanjay Kukreja, Tarun Kumar, Amit Purohit, Abhijit Dasgupta, and Debashis Guha, "A Literature Survey on Open Source Large Language Models," *Proceedings of the 2024 7th International Conference on Computers in Management and Business (ICCMB '24)*, 2024.
- [11] A. Garg, S. Gupta, S. Vats, P. Handa, N. Goel, "Prospect of large language models and natural language processing for lung cancer diagnosis: A systematic review," *Expert Systems*, 41(11), 2024.
- [12] Summra Saleem, Muhammad Nabeel Asim, Shaista Zulfiqar, Andreas Dengel, "The evolution of natural language processing: How prompt optimization and language models are shaping the future," *Computer Science Review* 61, 2026.
- [13] Bharathi Mohan, G., Prasanna Kumar, R., Vishal Krishh, P. *et al.*, "An analysis of large language models: their impact and potential applications," *Knowl Inf Syst* 66, 2024.
- [14] H. Zhou *et al.*, "Large Language Model (LLM) for Telecommunications: A Comprehensive Survey on Principles, Key Techniques, and Opportunities," *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 27(3), 2025.
- [15] R. Patil, V. Gudivada, "A Review of Current Trends, Techniques, and Challenges in Large Language Models (LLMs)," *Applied Sciences*, 2024.
- [16] S. Cho, S. Ruberto, V. Terragni, "Metamorphic Testing of Large Language Models for Natural Language Processing," *2025 IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution (ICSME)*, 2025.
- [17] Humza Naveed, Asad Ullah Khan, Shi Qiu, Muhammad Saqib, Saeed Anwar, Muhammad Usman, Naveed Akhtar, Nick Barnes, Ajmal Mian, "A Comprehensive Overview of Large Language Models," *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.* 16(5), 2025.
- [18] A.J. Thirunavukarasu, , D.S.J. Ting, K. Elangovan, *et al.* "Large language models in medicine," *Nat Med* 29, 2023.
- [19] S.C. Fanni, L. Tumminello, V. Formica, *et al.*, "The journey from natural language processing to large language models: key insights for radiologists," *J Med Imaging Intervent Radiol* 11(43) 2024.
- [20] Yiheng Liu, Tianle Han, Siyuan Ma, Jiayue Zhang, Yuanyuan Yang, Jiaming Tian, Hao He, Antong Li, Mengshen He, Zhengliang Liu, Zihao Wu, Lin Zhao, Dajiang Zhu, Xiang Li, Ning Qiang, Dingang Shen, Tianming Liu, Bao Ge, "Summary of ChatGPT-Related research and perspective towards the future of large language models," *Meta-Radiology* 1(2), 2023.
- [21] Vaswani *et al.*, "Attention Is All You Need," *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17)*, 2017.
- [22] Devlin *et al.*, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding," *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, Vol. 1, 2019.
- [23] Brown *et al.*, "Language Models are Few-Shot Learners," *Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS '20)*, 2020.

- [24] Ouyang et al., “Training language models to follow instructions with human feedback,” Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS '22), 2022.
- [25] Lewis et al., “Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks,” Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS '20), 2020.
- [26] Han et al, “llm-jp-eval：日本語大規模言語モデルの自動評価ツール”, 言語処理学会 第 30 回年次大会, 2024.
- [27] “独自の日本語 LLM (大規模言語モデル) のバージョン 3 を一般公開 —225 億パラメータの商用利用可能なモデルを提供—”, 2024, <https://www.cyber-agent.co.jp/news/detail/id=30463> (最終アクセス日: 2026.5.13)
- [28] “スーパーコンピュータ「富岳」で学習した大規模言語モデル「Fugaku-LLM」を公開”, 2024, <https://www.titech.ac.jp/news/2024/069217> (最終アクセス日: 2026.5.13)
- [29] “ガバメント AI で試用する国内大規模言語モデル (LLM) の公募結果”, 2026, <https://www.digital.go.jp/news/10d55c63-b3e1-42b9-9cc5-93a06943ae0e> (最終アクセス日: 2026.5.13)

付録

1. 用語集

- NLP：自然言語をコンピュータで処理する技術。
- LLM：大規模データと大規模パラメータを用いた言語モデル。
- Transformer：注意機構を中心とした深層学習アーキテクチャ。
- Self-Attention：入力中の各要素間の関連度を計算する仕組み。
- Token：モデルが処理する文字・単語・サブワード単位。
- Embedding：テキストを意味ベクトルに変換した表現。
- RAG：検索結果を用いて生成を補強する技術。
- RLHF：人間の評価を用いてモデルを調整する強化学習。
- ハルシネーション：事実に基づかないもっともらしい生成。
- 量子化：数値精度を下げてモデルを軽量化する技術。
- 蒸留：大きなモデルの知識を小さなモデルに移す技術。

2. 主要モデル一覧

公開区分	モデル系列	特徴
クローズド	GPT	汎用性、マルチモーダル対応
クローズド	Gemini	Google 系サービス連携、長文・マルチモーダル対応
クローズド	Claude	コーディング・長文処理、対話品質、安全性重視
オープンウェイト	Llama 系	自社運用・カスタマイズに適する
オープンウェイト	Mistral 系	軽量・高性能モデルが多い
オープンウェイト	DeepSeek 系	高い推論・数学・コーディング性能、MoE による効率化
オープンウェイト	Qwen 系	多言語対応、推論・コーディング・エージェント用途に強い
オープンウェイト	Kimi K 系	長文処理、エージェントタスク、コーディング支援に強い
オープンウェイト	GLM 系	推論・コーディング・ツール利用を統合したエージェント向け

3. 評価指標一覧

指標	主な用途
Accuracy	分類、選択式問題
Precision	誤検出を抑えたい分類
Recall	見逃しを抑えたい分類
F1	Precision と Recall の総合評価
BLEU	翻訳評価
ROUGE	要約評価
Exact Match	QA、選択式評価
Human Preference	対話・生成品質評価

Hallucination Rate	事実性評価
Latency	応答速度評価
Cost per Request	運用コスト評価

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
研究報告書

医療・公衆衛生における人工知能(AI)を用いた統計解析に関する予備的文献検討

研究代表者 高橋 秀人 (帝京平成大学 薬学部)

研究要旨

AI 技術が医療・公衆衛生の統計解析に広く取り込まれつつあるが、その手法・応用・課題・報告基準の適用状況を領域横断的に整理した総括的レビューは、現状のところ見当たらない。本稿は、この領域の現状を把握するための予備的なレビューである。主要トピックについてウェブ検索エンジンによる検索を計 7 回行い、その結果から各領域を代表する文献を選択的に収集して 34 件に整理した。これらを報告・評価基準、予測モデルの方法論、因果推論、自然言語処理・LLM、サーベイランス、公平性・説明可能性の 6 領域に整理した。予測モデルの領域では、報告・方法論的品質の低さが複数の系統的レビューにより指摘されており、ある系統的レビューでは TRIPOD 項目の遵守が中央値で約 4 割、キャリブレーションと外的検証の報告が乏しいと報告されている。われわれは、報告の透明性・キャリブレーション・外的検証・公平性・実装の検証という共通の課題について、推定対象の定義・仮定の開示・適切な検証・誠実な報告という従来の統計的推論の方向性が AI にも必要と考える。

A. 研究目的

機械学習や深層学習、そして近年の大規模言語モデル(LLM)は、医療・公衆衛生のデータ解析に次々と取り込まれている。われわれがまず注目したのは、これらの応用が予測、因果推論、自然言語処理、感染症サーベイランスと広範に及ぶにもかかわらず、それらを一つの視座から整理した総括的なレビューが見当たらないという点である。個別領域のレビュー — 例えば LLM の臨床応用、感染症サーベイランスへの AI の応用、因果推論への機械学習の導入 — は存在するが、領域を横断して手法・目的・課題・報告基準の適用状況を俯瞰したものは、われわれの知る限り見当たらない。

本稿は、この空白を念頭に、医療・公衆衛生における AI 統計解析の現状を把握するために実施した予備的なレビューである。問うのは「AI が有効か」という効果の検証ではなく、

「どの手法がどの目的に用いられ、どこに課題があるか」という見取り図的なものである。

B. 研究方法

本稿で取り上げた文献は、次の手順で予備的に収集したものである。医療・公衆衛生における AI 統計解析の主要トピックについて、ウェブ検索エンジンによる検索を計 7 回行った。検索語は、(1) TRIPOD+AI(予測モデル報告ガイドライン)、(2) PROBAST-AI(バイアスリスク・機械学習)、(3) 因果推論・機械学習・疫学(ターゲット学習)、(4) 大規模言語モデル・公衆衛生、(5) アルゴリズム公平性・説明可能性・臨床 AI、(6) AI・感染症サーベイランス・アウトブレイク予測、(7) 機械学習・予測モデル・キャリブレーション・外的検証・報告、である。各検索が返した上位の結果から、各領域を代表すると判断した文献を選択的に収集し、報告・評価

基準, 予測モデルの方法論, 因果推論, 自然言語処理・LLM, サーベイランス, 公平性・説明可能性の6領域に整理して, 計34件とした。

検索に用いたのは学術データベースではなく一般のウェブ検索エンジンであり, 文献の収集は悉皆的でなく著者の選択に依存する。したがって, 本稿の34件および領域別の整理は予備的な把握であって, 件数や分布を網羅的・定量的な結果として解釈すべきものではない。データのチャート化は, 書誌情報・解析目的の領域・AI手法やトピック・主な知見と課題の各項目について行った(別表)。将来的に本格的な文献レビューへ発展させる際には, あらかじめ定めたプロトコルに従って網羅的検索を実施する。

C. 研究結果

C-1. 予備的に収集した文献の領域別整理

予備的に収集した34件を解析目的の領域別に整理すると, 表1のようになった。ただし前述のとおり, これは網羅的検索による集計ではなく著者の選択に基づくため, 領域ごとの多寡を定量的に論じることができない。

表1 予備的に収集した文献の領域別整理(計34件)

解析目的領域	件数	代表トピック
報告・評価基準	5	TRIPOD+AI 他
予測モデル方法論・報告品質	7	RoB, 報告遵守, 較正
因果推論	4	TMLE/AIPW/DML
NLP・大規模言語モデル	6	臨床文書, 実装
サーベイランス・予測	7	早期警戒, 流行予測
公平性・説明可能性	5	公平性ドリフト, XAI

C-2. 予備的に収集した文献から見た領域別の状況

(1) 予測モデル方法論・報告品質. この領域では, 機械学習を用いた研究の報告・方法論的品質が低いことを, 複数の系統的レビューが繰り返し示している。例えば Navarro らは152研

究を評価し, その87%が高いバイアスリスクにあると判定した。TRIPOD 項目の遵守率は中央値で約39%, 腫瘍領域に限ると約41%にとどまる。われわれが特に問題と見るのは, 識別能(discrimination)はほぼ全研究で報告される一方, キャリブレーションを報告する研究が3割前後しかない点である。Van Calster らはこれを「予測解析のアキレス腱」と呼んだ。外的検証を経ずに実装に至る例も少なくない。これらの欠落こそが, TRIPOD+AI(2024)やPROBAST+AI(2025)が整備された直接の背景をなしている。

(2) 因果推論. この領域でわれわれが中核と見たのは, 交絡調整に用いるニュアンス関数(傾向スコアやアウトカム回帰)を機械学習で推定しつつ, 妥当な統計的推論を保つ一群の二重頑健推定 — ターゲット最尤推定(TMLE), 拡張逆確率重み付け(AIPW), 二重/脱バイアス機械学習(DML) — である。これらは, 機械学習の予測値を効果の推定式にそのまま代入したときに生じるプラグインバイアスを回避する。近年は, LLM を因果推論の副操縦士(co-pilot)として用いる構想も現れた。ただしわれわれは, 因果的主張の妥当性が最終的に研究設計と識別仮定に依存するという原則は, AI の導入によって変わるものではないと考える。行政・介護データのような実務領域への応用報告は, 現時点では乏しい。

(3) NLP・大規模言語モデル. LLM に関する研究は, 総説や系統的レビューの形で急速に増えている。アーキテクチャの観点では, BERT系が分類や情報抽出に, GPT系が生成や対話に向くと整理される。応用はメンタルヘルス, 臨床実装, 医療者教育, グローバルヘルスへと広がった。一方でわれわれが注目したのは, 実環境の医療ワークフローへの定着を実証した研究が依然として少なく, あるレビューでは該当する実証研究がわずか数件にとどまっていた点である。ハルシネーション, 学習データに由来するバイアス, 出力の非決定性といったLLM 固有のリスクへの対処と, 評価方法の標

準化が課題として残る。

(4) サーベイランス・アウトブレイク予測. 感染症サーベイランスの領域では、AI の応用が具体的な成果として現れつつある。早期警戒システムを対象とする系統的レビュー(67 研究)が、手法・データソース・課題を整理している。BlueDot や EPIWATCH, HealthMap, GPHIN といった実例があり、COVID-19 の初期には、公的機関の確認に先立って異常な集積を検知した事例が報告された。米国 CDC も FluSight 等で機械学習を活用している。われわれが課題と見たのは、変異株の出現や政策変更といった構造変化に対して予測が脆弱になる点であり、これに対応する新たなモデリング手法や、LLM による多源シグナルの統合が試みられている。

(5) 公平性・説明可能性. この領域では、感受性属性で定義される部分集団の間で予測性能に差が生じることが問題となっている。公平性を測る統計的指標は複数あるが、それらは相互に両立しないことがあり、文脈に応じた価値判断を要する。近年は、配備後に公平性が経時的に劣化する「公平性ドリフト」が、モデル保守の新たな次元として論じられている。説明可能 AI(XAI)は信頼の構築とバイアスの発見に資するが、われわれはそれが妥当性の検証に代わるものではないと考える。

C-3. 報告基準と方法論的品質の横断所見

報告・評価の枠組み (TRIPOD+AI, PROBAST+AI, TRIPOD-LLM, CONSORT-AI)は 2020 年以降に整備が進んだ。しかし複数の調査は、これらのガイドラインが公表された後も報告の遵守がさほど改善していないことを示している。識別能の報告は高頻度である一方、キャリブレーション、臨床的有用性、外的検証、そしてモデルを再現できる程度の記述は、依然として乏しい。これは AI を用いた予測モデル研究に共通する弱点として、領域を越えて観察された。

D. 考察

D-1. 主要知見

本予備的マッピングからわれわれが読み取ったのは、AI が医療・公衆衛生の統計解析の幅を広げる一方で、報告の透明性・方法論的厳密性・公平性の確保が領域を越えた共通の課題である、ということである。とりわけ予測モデリングでは、予測精度の追求に比して、キャリブレーション・外的検証・臨床的有用性の評価と報告が一貫して不足していた。

D-2. 研究ギャップ

以上を踏まえ、われわれは本領域に次のギャップがあると考える。

- ・ 報告基準 (TRIPOD+AI 等) の遵守は、ガイドライン公表後も十分に改善していない。
- ・ キャリブレーション・臨床的有用性・外的検証の報告が、予測精度に比して乏しい。
- ・ LLM の臨床実装を前向き・実環境で検証した研究が少なく、多くがレビュー段階にとどまる。
- ・ 因果推論への機械学習の応用について、公衆衛生実務や行政データを対象とした報告が限られる。
- ・ 配備後のモニタリング (公平性ドリフト・データセットシフト) を実証した研究が乏しい。
- ・ 日本語文献および行政・介護データを対象とした研究のマッピングが、国際文献に比して乏しい。
- ・ OCR と LLM を組み合わせた非構造化行政文書の構造化など、マルチモーダル統合の報告が限られる。

D-3. 限界

本研究にはいくつかの限界がある。第一に、本稿は、複数の学術データベース (PubMed, Embase 等) に対する再現可能な検索式の適用、重複除去、2 名独立スクリーニング、フロー図による特定から採択までの全数把握、という網羅的・体系的な文献レビュー (systematic review や scoping review) が要求する手順を、いずれも経ていない点である。

提示した 34 件および領域別の整理は予備的な把握であって、件数や分布を定量的な結果として解釈することはできない。第二に、対象言語を実質的に英語と日本語に限ったため、他言語の文献を取りこぼしている可能性がある。第三に、収集と整理が単一のレビューアによるため、選択の偏りを排除できていない。これらの限界はあるものの、本稿は本領域の概観と課題把握としては有用と考える。

E. 結論

われわれは本領域の文献を予備的に俯瞰し、報告の透明性、キャリブレーションと外的検証、公平性、そして実装の検証という、領域を越えて共通すると思われる課題を提示した。ただしこれらの所見は、予備的に収集した限定的な文献に基づくものであり、確定的な結論ではない。柔軟な計算手法がもたらす予測能力を、推定対象の明確な定義・仮定の開示・適切な検証・誠実な報告という統計的推論の枠組みのもとで運用すること — これが本領域に求められる姿勢だとわれわれは考える。

F. 健康危険情報

特記すべき事項なし。

G. 研究発表

1. 論文発表：なし
2. 学会発表：なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得：なし
2. 実用新案登録：なし
3. その他：なし

引用文献

- 1) Tricco AC, et al. PRISMA-ScR. *Ann Intern Med*. 2018;169(7):467-473.
- 2) Peters MDJ, et al. Updated guidance for scoping reviews. *JBIM Evid Synth*. 2020;18(10):2119-2126.
- 3) Collins GS, et al. TRIPOD+AI statement. *BMJ*.

- 2024;385:e078378.
- 4) Collins GS, et al. TRIPOD statement. *BMJ*. 2015;350:g7594.
- 5) Moons KGM, et al. PROBAST+AI. *BMJ*. 2025. (PMC11931409)
- 6) TRIPOD-LLM reporting guideline. *Nat Med*. 2025. doi:10.1038/s41591-024-03425-5.
- 7) Liu X, et al. CONSORT-AI extension. *Nat Med*. 2020;26:1364-1374.
- 8) Navarro CLA, et al. Risk of bias in ML-based prediction models: systematic review. *BMJ*. 2021;375:n2281.
- 9) Navarro CLA, et al. Completeness of reporting of ML-based prediction models. *BMC Med Res Methodol*. (PMC8759172)
- 10) Van Calster B, et al. Calibration: the Achilles heel of predictive analytics. *BMC Med*. 2019;17:230.
- 11) Andaur Navarro CL, et al. Methodological conduct of ML-based prediction models. *J Clin Epidemiol*. 2022.
- 12) Dhiman P, et al. Reporting of ML-based prognostic models in oncology. (PMC8592577)
- 13) ML-based COVID-19 prognostic models: TRIPOD/TRIPOD+AI review. (PMC12866346)
- 14) Riley RD, et al. Minimum sample size for prediction models. *Stat Med*. 2019;38:1262-1296.
- 15) Moccia C, et al. ML in causal inference for epidemiology. *Eur J Epidemiol*. 2024;39:1097-1108.
- 16) Petersen M, et al. AI-based copilots to generate causal evidence. *NEJM AI*. 2024;1(12):AIp2400727.
- 17) Current Epidemiology Reports. AI tools for causal research. 2025;12:6.
- 18) La Mastra C, et al. AI to study causality in public health: systematic review. *Eur J Public Health*. 2024;34(S3).
- 19) LLM in mental health: scoping review. *J Med Internet Res*. 2025;27:e69284.
- 20) LLM architectures in health care: scoping review. *J Med Internet Res*. 2025;27:e70315.
- 21) Li HY, et al. Implementing LLMs in health care. *J Med Internet Res*. 2025;27:e71916.
- 22) LLMs in real-world clinical workflows: systematic review. *Front Digit Health*. 2025;7:1659134.
- 23) LLMs in global health. *Nat Health*. 2025/2026. doi:10.1038/s44360-025-00024-7.
- 24) Bakken S. Evaluation of LLMs in health and biomedicine. *JAMIA*. 2025;32(4):603.

- 25) Villanueva-Miranda I, et al. AI in early warning systems for infectious disease surveillance. *Front Public Health*. 2025;13:1609615.
- 26) AI in infection surveillance. (ScienceDirect 2025; S2319417025001039)
- 27) AI-driven epidemic intelligence. *Front Artif Intell*. 2025;8:1645467.
- 28) Borham A, et al. AI in epidemic watch. *Front Digit Health*. 2025;7:1692617.
- 29) CDC. Vision for Using AI in Public Health. 2025.
- 30) AI for modelling infectious disease epidemics. *Nature*. 2025;638(8051):623-635.
- 31) Quigley A, et al. EPIWATCH. *Int J Infect Dis*. 2025;152:107579.
- 32) Davis SE, et al. Emerging algorithmic bias: fairness drift. *JAMIA*. 2025;32(5):845-854.
- 33) Navigating fairness in clinical prediction models. (PMC12535043)
- 34) Naderalvojud B, et al. Data biases, fairness and clinical utility. *JAMIA Open*. 2025;8(5):ooaf115.
- 35) Paulus JK, Kent DM. Predictably unequal. *NPJ Digit Med*. 2020;3:99.
- 36) Bias in AI for medical imaging. (PMC11880872, 2025)

別表 予備的に収集した文献の一覧(計 34 件)

注：本一覧は、一般のウェブ検索エンジンによる計 7 回の検索と著者の選択により予備的に収集した 34 件である。網羅的検索によるものではなく、件数や領域別分布を定量的に解釈すべきではない。著者名・誌名・識別子は本検索時に最終確認する。

No.	文献(第一著者 年 / 誌)	領域	AI 手法／トピック	主な知見・課題
1	Tricco 2018 (Ann Intern Med)	方法論	PRISMA-ScR	スコーピングレビュー報告基準
2	Peters 2020 (JBI Evid Synth)	方法論	JBI methodology	実施手順の更新指針
3	Collins 2024 (BMJ)	報告基準	TRIPOD+AI	回帰・ML 予測モデルの報告 GL, 2015 版を置換, 公平性報告を組込
4	Collins 2015 (BMJ)	報告基準	TRIPOD	予測モデル報告 GL(22 項目)原版
5	Moons 2025 (BMJ)	報告基準	PROBAST+AI	開発 16・評価 18 設問の二部構成, ML 対応
6	TRIPOD-LLM 2025 (Nat Med)	報告基準	TRIPOD-LLM	LLM 研究の報告 GL
7	Liu 2020 (Nat Med)	報告基準	CONSORT-AI	AI 介入試験の報告拡張
8	Navarro 2021 (BMJ)	予測方法論	ML 予測モデル RoB SR	152 研究の 87%が高バイアスリスク, EPV 不足・欠測・過学習評価の不備
9	Navarro (BMC Med Res Methodol)	予測方法論	報告遵守 SR	TRIPOD 遵守 中央値 38.7%, モデル仕様・性能の報告稀
10	Van Calster 2019 (BMC Med)	予測方法論	キャリブレーション	キャリブレーションは予測解析のアキレス腱, 評価・更新の必要
11	Andaur Navarro 2022 (J Clin Epidemiol)	予測方法論	方法論的 conduct SR	欠測・内的検証・キャリブレーション報告に課題
12	Dhiman (PMC8592577)	予測方法論	腫瘍 ML 報告 SR	TRIPOD 遵守 中央値 41%, 報告の改善が急務
13	COVID prognostic SR 2025 (PMC12866346)	予測方法論	TRIPOD/TRIPOD+AI	ML 予後モデルの報告品質が回帰に劣後
14	Riley 2019 (Stat Med)	予測方法論	最小標本サイズ	開発に必要な EPV/標本サイズの算出法
15	Moccia 2024 (Eur J Epidemiol)	因果推論	TMLE/AIPW/DML	二重頑健推定の概説, プラグインバイアス回避
16	Petersen 2024 (NEJM AI)	因果推論	LLM co-pilot	因果エビデンス生成の AI 副操縦士
17	Curr Epidemiol Rep 2025	因果推論	AI 因果ロードマップ	因果推論各段階への AI 統合の機会
18	La Mastra 2024 (Eur J Public Health)	因果推論	公衆衛生因果 AI SR	複雑な交互作用のモデル化に期待
19	JMIR 2025 e69284	NLP/LLM	メンタルヘルス scoping	応用領域・性能・課題のマッピング
20	JMIR 2025 e70315	NLP/LLM	アーキテクチャ scoping	BERT=分類/抽出, GPT=生成/対話
21	Li 2025 (JMIR e71916)	NLP/LLM	臨床実装レビュー	モデル選択の指針, 実装過程の支援
22	Front Digit Health 2025	NLP/LLM	実世界ワークフロー SR	実装の実証は限定的(4 研究)
23	Nat Health 2025/26	NLP/LLM	グローバルヘルス	低中所得国での生成 AI 応用

No.	文献(第一著者 年 / 誌)	領域	AI 手法／トピック	主な知見・課題
24	Bakken 2025 (JAMIA)	NLP/LLM	評価の前進	保健・生物医学での LLM 評価枠組み
25	Villanueva-Miranda 2025 (Front Public Health)	サーベイランス	早期警戒 SR	67 研究, 手法・データ源・課題の整理
26	ScienceDirect 2025	サーベイランス	感染監視の AI	アウトブレイク予測・発生推定の改善
27	Front Artif Intell 2025	サーベイランス	疫学インテリジェンス	BlueDot 等, 多言語 NLP による早期検知
28	Borham 2025 (Front Digit Health)	サーベイランス	epidemic watch	ML/DL による流行予測と資源配分
29	CDC 2025	サーベイランス	FluSight 等の ML	複数源統合による流行予測の改善
30	Nature 2025;638:623-635	サーベイランス	流行モデリングの AI	構造変化への予測脆弱性に対応する新手法
31	Quigley 2025 (IJID)	サーベイランス	EPIWATCH	公的確認に先立つ早期シグナル
32	Davis 2025 (JAMIA)	公平性/XAI	公平性ドリフト	配備後の公平性経時劣化, 保守の新次元
33	PMC12535043	公平性/XAI	公平性指標の運用	指標の非両立, TRIPOD+AI で報告義務化
34	Naderalvojud 2025 (JAMIA Open)	公平性/XAI	データバイアス	バイアスが臨床的有用性に及ぼす影響を評価

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
分担研究報告書

要介護認定等の簡素化に関連する対象者側要因に関する文献検討

研究分担者 宇田 和晃（国立長寿医療研究センター 老年学・社会科学研究センター）
研究分担者 森山 葉子（国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部）
研究分担者 松田 智行（茨城県立医療大学 保健医療学部）
研究分担者 小宮山 潤（筑波大学 医学医療系）
研究分担者 金 雪瑩（国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部）
研究代表者 高橋 秀人（帝京平成大学 薬学部）

研究要旨

【目的】

本研究の目的は、日本の介護保険制度下における要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因について、既存文献および政策文書を整理し、今後の政策研究および実証研究の基礎資料とすることである。

【方法】

2015年1月から2026年3月までに公表された文献および資料を対象に、PubMed、医学中央雑誌Web（医中誌）およびGoogle検索を用いて文献検索を行った。検索語は、「要介護度」および「簡素化」を主要概念として設定した。検索により抽出された文献および資料について、タイトル、抄録または資料概要に基づく一次スクリーニングを行い、適格基準を満たした文献を対象に、要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因を抽出し、記述的に整理した。

【結果】

PubMed、医中誌およびGoogle検索により、合計7件の文献および資料が抽出された。内訳は、PubMed 5件、医中誌 0件、Google検索 2件であった。一次スクリーニングの結果、PubMedで抽出された5件は適格基準を満たさなかったため除外し、Google検索で抽出された2件の厚生労働省関連資料を採用した。採用文献からは、更新申請であること、申請からの期間、要介護度区分、要介護度の維持・変化、基準時間の境界からの距離、前回認定結果と今回一次判定結果の差、嚥下障害、BPSD関連対応、医療関連行為等が、要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因として整理された。

【結論】

要介護認定等の簡素化を検討する際には、更新申請であることや要介護度の安定性のみではなく、申請からの期間、要介護度区分、基準時間の境界からの距離、前回認定結果からの変化、嚥下障害やBPSD関連対応等を含め、対象者の状態像を総合的に判断する必要がある。一方で、採用文献はいずれも簡素化要件導入前の政策文書または調査報告書であり、本レビューの検索範囲では、導入後データに基づく実証研究は確認されなかった。今後は、認定調査データや介護保険データを用いた検証により、簡素化の対象者を妥当に判断するための根拠を蓄積することが求められる。

A. 研究目的

我が国の介護保険制度は2000年に施行され、

要介護認定制度は、その根幹を成す仕組みとして位置づけられている。要介護認定においては、市

町村の認定調査員が被保険者の心身の状況を訪問により把握する「認定調査」が実施され、主治医意見書とともに、一次判定および二次判定、すなわち介護認定審査会における審査判定の資料となる。

しかし、高齢化の進展と認定申請件数の増加に伴い、認定調査事務は市町村にとって大きな業務負担となっている。この課題に対応するため、厚生労働省は、平成 28 年（2016 年）の社会保障審議会介護保険部会における議論を経て、平成 30 年（2018 年）4 月 1 日から「要介護認定等の事務の簡素化」に関する運用を開始し、いわゆる「6 つの簡素化要件」が導入された。この運用開始から 8 年が経過した令和 8 年（2026 年）4 月時点において、「日本の介護保険制度下における認定調査業務の簡素化に資する要因について、学術文献および政策文書において、現在どこまで知見が蓄積・報告されているか」を明らかにすることは、重要な政策的・学術的課題である。

本報告の目的は、文献レビューにより認定調査業務の簡素化に資する要因に関する既存のエビデンスを体系的に整理し、今後の政策研究および実証研究の基盤を提供することである。

B. 研究方法

1. 研究デザイン

本研究は、日本の介護保険制度下における要介護認定調査業務の簡素化に資する要因について、既存文献および政策文書を体系的に整理することを目的とした文献レビューである。レビューの実施にあたっては、検索語、検索対象期間、情報源、適格基準、文献選定手順、およびデータ抽出項目を事前に設定した。

2. リサーチクエスション

本レビューでは、以下のリサーチクエスションを「日本の介護保険制度下における要介護度、要介護認定および認定調査の簡素化に関連し得る対象者側の要因について、学術文献および政策文書においてどのような知見が報告されているか」と設定した。

3. 検索対象期間

検索対象期間は 2015 年 1 月から 2026 年 3 月までとした。この期間を設定した理由は、厚生労働省が示した「6 つの簡素化要件」が平成 30 年（2018 年）4 月 1 日から適用されたことを踏まえ、その制度的導入前後の議論および知見を把握するためである。具体的には、簡素化要件の適用開始時点である 2018 年 4 月から約 3 年さかのぼり、2015 年以降に公表された文献および資料を対象とした。

4. 情報源

学術文献については、PubMed および医学中央雑誌 Web（医中誌）を用いた。また、行政資料、自治体資料、審議会資料、報告書等の PDF 資料を把握するため、Google 検索を補助的に用いた。使用した情報源は、PubMed、医中誌、Google 検索である。

5. 検索語および検索式

本レビューでは、「要介護度」および「簡素化」を主要概念として検索語を設定した。英語文献では、要介護度に相当する表現として、care level、level of care need、long-term care need level、Long-Term Care Insurance care level、certified care level under the Japanese LTCI system、certified care level、care needs level、eligibility level for long-term care、long-term care certification level 等が用いられていることを踏まえ、検索式を構成した。

5-1. PubMed における検索式

検索対象期間は 2015 年から 2026 年 3 月までとした。要介護度に関連する語として、タイトルまたは抄録に care および level を含む文献を対象とした。また、簡素化に関連する語として、administrative burden、abbreviated、simplification、streamlining を用いた。日本に関する文献に限定するため、Japan [MeSH] または Japanese を検索式に含めた。PubMed で用いた検索式は以下のとおりである。

```
care[tiab] AND level[tiab]
AND
("administrative burden"[tiab] OR "abbreviated"[tiab] OR "simplification"[tiab] OR "streamlining"[tiab])
AND
(Japan[MeSH] OR Japanese[tiab])
AND
2015:2026[dp]
```

5-2. 医中誌における検索式

検索対象期間は2015年から2026年3月までとした。医中誌では、「要介護」「介護度」「要介護度」「認定調査」を要介護度および要介護認定に関連する語として設定した。また、「簡素化」を主要な検索語とし、タイトルまたは抄録に含まれる文献を対象とした。さらに、日本国内の制度に関する文献を把握するため、「日本」または「国内」をタイトル、抄録、シソーラスを含む文献を対象とした。用いた検索式は以下のとおりである。

((要介護/ti OR 介護度/ti OR 要介護度/ti OR 認定調査/ti) OR
(要介護/ab OR 介護度/ab OR 要介護度/ab OR 認定調査/ab))

AND

(簡素化/ti OR 簡素化/ab)

AND

((日本/ti OR 国内/ti) OR (日本/ab OR 国内/ab) OR (日本/th OR 国内/th))

AND

(2015 OR 2016 OR 2017 OR 2018 OR 2019 OR 2020 OR 2021 OR 2022 OR 2023 OR 2024 OR 2025 OR 2026)

5-3. Google 検索における検索式

学术论文に加えて、行政機関、自治体、研究班等が公表する報告書や政策文書を補足的に把握する目的で用いた。特に、報告書形式のPDF資料は、学術文献データベースでは十分に捕捉されない可能性があるため、PDFファイルに限定した検索を実施した。検索式は、タイトルに「簡素化」および「要介護」を含み、PDF形式で公開され、かつ2015年以降の年次情報を含む資料を抽出することを目的として設定した。検索結果のうち、タイトル、本文、または資料概要から、要介護認定、認定調査、要介護度、簡素化、事務負担、業務負担に関連すると判断されたPDF資料を候補文献として抽出した。Google 検索で用いた検索式は以下のとおりである。

intitle:"簡素化" intitle:"要介護" filetype:pdf
(2015 OR 2016 OR 2017 OR 2018 OR 2019 OR 2020 OR 2021 OR 2022 OR 2023 OR 2024 OR 2025 OR 2026)

6. 適格基準

本レビューの対象は、2015年1月から2026年3月までに公表された、要介護度、要介護認定、認定調査、介護認定審査会、または要介護認定事務の簡素化に関連する学术论文、行政資料、政策文書、審議会資料、報告書等とした。組み入れ基準は以下のとおりである。

- ・日本の介護保険制度に関連する文献または資料であること

- ・要介護度、要介護認定、認定調査、または認定調査業務に言及していること

- ・簡素化またはそれに類する内容に言及していること

- ・2015年1月から2026年3月までに公表されたものであること

- ・本文または本文相当の資料が入手可能であること

除外基準は以下のとおりである。

- ・日本の介護保険制度と関連しない文献

- ・要介護度、要介護認定、認定調査業務との関連が明確でない文献

- ・簡素化、効率化、事務負担、業務負担に関する記載がない文献

- ・本文が入手できない文献

- ・重複文献

- ・本研究目的と関連しない意見記事、一般的解説記事、広告、ニュース記事等

7. 文献選定、データ抽出、データ統合

検索により得られた文献および資料について、まず重複文献を除外した。次に、タイトルおよび抄録、または資料概要を確認し、適格基準に基づいて一次スクリーニングを研究者1名で行った。

一次スクリーニングで対象となった文献については、研究者4名が独立して本文をレビューし、要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因を抽出した。抽出された情報については、研究者1名が記述的に整理し、要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因として統合した。その後、整理・統合結果について研究者全員で確認し、協議により最終的な合意を得た。

なお、本レビューは、簡素化の対象となり得る被保険者・申請者の特徴を整理することを目的とするため、認定調査事務の手続き、自治体の業務負担、ICT化、審査会運営、調査員配置等の事務的・業務的要因は主たる分析対象外とした。

C. 研究結果

1. 文献選定の結果

PubMed、医中誌および Google 検索により、合計 7 件の文献および資料が抽出された。内訳は、PubMed 5 件、医中誌 0 件、Google 検索 2 件であった。抽出された 7 件について、タイトルおよび抄録、または資料概要に基づく一次スクリーニングを行った。その結果、PubMed で抽出された 5 件はいずれも適格基準を満たさなかったため除外した[1-5]。除外理由は、要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因を扱った文献ではないことであった。一方、Google 検索により抽出された 2 件は、いずれも厚生労働省関連資料であり、要介護認定等の簡素化に関する政策的議論または調査分析を含んでいたため、本レビューの対象文献として採用した[6, 7]。

2. 採用文献の概要

採用文献は、社会保障審議会介護保険部会における参考資料 1 件[6]、および老人保健健康増進等事業による調査分析報告書 1 件[7]であった。1 件目は、社会保障審議会介護保険部会第 63 回参考資料「保険者の業務簡素化（要介護認定等）（参考資料）」であった[6]。本資料では、要介護・要支援認定者について、申請区分別に申請時点から 6 か月後、12 か月後、24 か月後、36 か月後の要介護度の変化が整理されていた。2 件目[7]は、平成 28 年度老人保健健康増進等事業「要介護認定事務の簡素化・効率化等についての調査分析報告書」であった。本報告書では、全国の更新申請データを用いた要介護認定データ分析、および介護認定審査会事務局・審査会委員を対象としたアンケート調査が実施されていた。

3. 申請区分および申請後期間と要介護度変化

社会保障審議会介護保険部会第 63 回参考資料[6]では、要介護・要支援認定者について、申請区分別に申請時からの要介護度の変化が整理されていた。新規申請者および区分変更申請者では、申請から 6 か月後には 8 割程度で要介護度が変わらなかったが、12 か月後には 4 割程度、24 か月後および 36 か月後には 3 割から 2 割程度に低下していた。一方、更新申請者では、36 か月後でも 4 割程度で要介護度が維持されており、特に要介護 5 では 6 割程度で要介護度が変わらなかった。

これらの結果から、更新申請であること、申請からの期間、および要介護度区分は、要介護度の維持・変化に関連し得る対象者側の要因として整理された。

4. 要介護認定データ分析に基づく二次判定変更に関連する要因

平成 28 年度老人保健健康増進等事業「要介護認定事務の簡素化・効率化等についての調査分析報告書」[7]では、全国の更新申請データを用いて、二次判定において重度変更または軽度変更が起こりやすいケースが分析されていた。

要介護度区分における基準時間の境界に近いケースでは、重度変更または軽度変更が起こりやすい傾向が認められた。特に、要支援 2 から要介護 4 では、基準時間が要介護度区分の境界に近いほど変更率が高く、境界から離れたケースでは変更率が低かった。認知症加算のあるケースでは、一段階上昇ケースでは通常ケースと同程度の変更率もみられたが、二段階上昇ケースでは変更率が低い傾向が認められた。また、「嚥下できない」ケースでは重度変更率が高く、特に要介護 4 では、「嚥下できない」以外のケースの重度変更率が 5.9%であったのに対し、「嚥下できない」ケースでは 48.8%であった。さらに、前回二次判定結果と今回一次判定結果に差があるケースでは、二次判定による変更率が高かった。

同報告書では、変更されやすいケースを重点的に二次判定対象とした場合のシミュレーションも実施されていた。その結果、審査件数は約 27% 減少し、二次判定から除外されたケースの変更率は 1%前後と低値であった。

5. 介護認定審査会における簡素化への認識

平成 28 年度老人保健健康増進等事業「要介護認定事務の簡素化・効率化等についての調査分析報告書」[7]では、全国の介護認定審査会事務局および審査会委員を対象に、要介護認定審査の簡素化に関するアンケート調査が実施されていた。

更新申請の有効期間上限を 36 か月に延長した場合の活用について、審査会委員では、「前回と今回の要介護度に変化がないものに限定し、個別に判断する」が 38.1%、「要介護 4 以上または要介護 5 以上に限定し、個別に判断する」が 36.8%

と多かった。

また、現在と同様の審査が必要と考えられるケースとして、区分変更申請、一次判定結果が要支援2から要介護1のケース、要介護度区分の境界に近いケース、認定調査と主治医意見書の乖離が大きいケース、BPSD 関連対応があるケース、医療関連行為の手間が発生しているケース等が挙げられていた。

二次判定で変更理由となりやすい事項としては、排泄介助、BPSD 関連対応、移動介助、医療関連行為等が多く挙げられていた。

6. 結果の統合

採用文献2件から、要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因として、更新申請であること、申請からの期間、要介護度区分、基準時間の境界からの近さ、前回認定結果と今回一次判定結果の差、嚥下障害、BPSD 関連対応、医療関連行為、排泄介助、移動介助が抽出された。これらの要因は、対象者の状態像が安定しているか、または二次判定による変更が生じやすいかを判断する際に参照される項目として整理された。

D. 考察

本レビューでは、日本の介護保険制度下における要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因について、2015年1月から2026年3月までに公表された文献および資料を整理した。その結果、最終的に採用された文献は2件であり、いずれも厚生労働省関連の政策文書または調査分析報告書であった[6, 7]。採用文献からは、更新申請であること、申請からの期間、要介護度区分、要介護度の維持・変化、基準時間の境界からの近さ、前回認定結果と今回一次判定結果の差、嚥下障害、BPSD 関連対応、医療関連行為が、簡素化に関連し得る対象者側の要因として整理された。

社会保障審議会介護保険部会第63回参考資料[6]では、申請区分の違いにより、申請後の要介護度の変化に差があることが示されていた。特に、更新申請者では、新規申請者や区分変更申請者と比較して、申請時の要介護度区分が変わらず長期間継続する割合が高かった。このことから、要介護認定等の簡素化を検討する際には、申請区分のうち「更新申請」であることが、対象者側の要因

として重要であると考えられる。一方で、更新申請者であっても、申請からの期間が長くなるにつれて要介護度が変わらない者の割合は低下していた。したがって、更新申請であることのみをもって簡素化の対象と判断するのではなく、「申請からの期間」をあわせて考慮することが重要である。すなわち、簡素化の対象者を検討する際には、更新申請であること、前回認定からの経過期間、要介護度の維持状況を組み合わせて判断する視点が必要である。

平成28年度老人保健健康増進等事業「要介護認定事務の簡素化・効率化等についての調査分析報告書」[7]は、介護認定審査会における簡素化要件の設定に向けた基礎的調査として位置づけられる。同報告書では、全国の更新申請データを用いて、二次判定において変更が起りやすいケースが分析されており、基準時間が要介護度区分の境界に近いケース、前回二次判定結果と今回一次判定結果に差があるケース、嚥下障害を伴うケース等では、二次判定による変更が起りやすいことが示されていた。これらの要因は、簡素化の適用にあたり慎重な確認を要する可能性がある対象者側の特徴として解釈できる。

また、同報告書では、審査会委員の認識として、前回と今回の要介護度に変化がないこと、要介護4以上または要介護5以上であることなどが、更新申請の有効期間延長を検討する際の条件として挙げられていた。一方、区分変更申請、一次判定結果が要支援2から要介護1のケース、要介護度区分の境界に近いケース、認定調査と主治医意見書の乖離が大きいケース、BPSD 関連対応があるケース、医療関連行為の手間が発生しているケース等は、現在と同様の審査が必要と考えられるケースとして挙げられていた。これらは、要介護度の変化や介護の手間が十分に把握されにくい可能性がある対象者側の要因として整理できる。

以上を踏まえると、要介護認定等の簡素化においては、対象者の状態像が安定しているかどうかを、単一の指標ではなく複数の要因から総合的に判断することが重要である。具体的には、更新申請であること、申請からの期間が一定範囲内であること、要介護度が維持されていること、基準時間が要介護度区分の境界から離れていること、前回認定結果と今回一次判定結果に大きな差がな

いことなどは、簡素化の対象者を検討する際に参照し得る要因である。一方、嚥下障害、BPSD 関連対応、医療関連行為、排泄介助、移動介助等がある場合には、一次判定のみでは介護の手間や状態像を十分に反映しきれない可能性があり、慎重な確認が必要であると考えられる。

本レビューで採用された 2 件[6, 7]はいずれも、平成 30 年（2018 年）4 月からの簡素化要件導入前に作成された政策文書または調査報告書であった。本レビューで設定した検索範囲では、2018 年度以降に導入された簡素化要件について、その妥当性や対象者への影響を導入後データに基づいて検証した学術研究は確認されなかった。そのため、現時点では、簡素化に関連し得る対象者側の要因について、実証的知見の蓄積は限定的であると考えられる。さらに、採用文献では、状態安定者の判断や二次判定簡素化の妥当性について、審査会関係者の間でも慎重な姿勢がみられていた。特に、一次判定のみでは十分に評価できない可能性、申請者の不利益や不平等につながる可能性、状態安定者の判断基準が不明確であることなどが、簡素化に関する懸念として示されていた。これは、簡素化要件を運用または変更する際には、対象者側の要因に基づく明確な判断基準と、その根拠となる実証的データが求められることを示している。

今後、簡素化要件を見直す場合には、介護認定審査会委員、保険者、被保険者および国民が納得できるよう、認定調査データや介護保険データを用いた検証結果を提示することが重要である。具体的には、どのような対象者で要介護度が維持されやすいのか、どのような対象者で二次判定変更が起りやすいのか、また簡素化の適用によって申請者に不利益が生じていないかを検証する必要がある。適切な根拠に基づいて簡素化要件を検討することにより、制度の妥当性を確保しつつ、現場負担の軽減につながる可能性がある。

E. 結論

本レビューでは、日本の介護保険制度下における要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因について、2015 年 1 月から 2026 年 3 月までに公表された文献および資料を整理した。検索の結果、最終的に 2 件の厚生労働省関連資料を採

用した。採用文献からは、更新申請であること、申請からの期間、要介護度区分、要介護度の維持・変化、基準時間の境界からの距離、前回認定結果と今回一次判定結果の差、嚥下障害、BPSD 関連対応、医療関連行為等が、要介護認定等の簡素化に関連し得る対象者側の要因として整理された。今後は、認定調査データ、主治医意見書、介護サービス利用データ等を用いて、要介護度の維持・変化や二次判定変更を予測する対象者側要因を検証し、簡素化の対象者を妥当に判断するための根拠を蓄積することが求められる。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

参考文献

- [1] Watanabe T, Tamiya N. Utilization of Japanese long-term care-related data including Kaigo-DB: An analysis of current trends and future directions. *Glob Health Med.* 2024;6(1):63-69. doi:10.35772/ghm.2023.01135. PMID:38450118.
- [2] Toida C, Muguruma T, Gakumazawa M, Shinohara M, Abe T, Takeuchi I. Evaluating the definition of severely injured patients: a Japanese nationwide 5-year retrospective study. *BMJ Open.* 2023;13(2):e062619. doi:10.1136/bmjopen-2022-062619. PMID:36822812.
- [3] Fujiwara G, Okada Y, Sakakibara T, Yamaki T, Hashimoto N. The association between D-dimer levels and long-term neurological outcomes of patients with traumatic brain injury: An analysis of

- a nationwide observational neurotrauma database in Japan. *Neurocrit Care*. 2022;36(2):483-491. doi:10.1007/s12028-021-01329-7. PMID:34462882.
- [4] Yamamoto R, Liao L, Dent DL, Nicholson SE, Eastridge BJ, Stewart RM, Yajima K, Endo A, Yamakawa K, Sasaki J. Optimizing resuscitative endovascular balloon occlusion of the aorta outcomes using phenotype analysis: A nationwide study. *J Trauma Acute Care Surg*. 2025;99(4):611-618. doi:10.1097/TA.0000000000004703. PMID:40604355.
- [5] Takayama W, Endo A, Koguchi H, Murata K, Otomo Y. Age-related differences in the impact of coagulopathy in patients with isolated traumatic brain injury: An observational cohort study. *J Trauma Acute Care Surg*. 2020;89(3):523-528. doi:10.1097/TA.0000000000002796. PMID:32502089.
- [6] 社会保障審議会介護保険部会. 保険者の業務簡素化（要介護認定等）（参考資料）. 第63回社会保障審議会介護保険部会, 参考資料, 平成28年9月7日. 厚生労働省.
- [7] 要介護認定事務の簡素化・効率化等についての調査分析報告書. 平成28年度老人保健事業推進費等補助金 老人保健健康増進等事業. 平成29年3月. 三菱UFJリサーチ&コンサルティング

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
分担研究報告書

一次判定から二次判定への要介護度変更の有無に基づく簡素化要件の検討

研究分担者 金 雪瑩 (国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部)
研究分担者 森山 葉子 (国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部)
研究分担者 宇田 和晃 (国立長寿医療研究センター 老年社会科学研究部)
研究分担者 松田 智行 (茨城県立医療大学 保健医療学部)
研究分担者 小宮山 潤 (筑波大学 医学医療系)
研究代表者 高橋 秀人 (帝京平成大学 薬学部)

研究要旨

【目的】

本研究の目的は、要介護認定における一次判定結果を踏まえ、二次判定において要介護度が変更されない可能性が高い対象者を抽出する簡素化要件を探索することである。二次判定は最終的な要介護度を決定する重要なプロセスであるが、一定割合で一次判定から変更が生じないケースが存在することから、変更可能性の低い対象者を識別することで審査負担の軽減および判定プロセスの効率化が期待される。

【方法】

厚生労働省より第三者提供を受けた 2021 年度の介護保険総合データベース（介護 DB）を用い、第 1 号被保険者のうち更新申請を行い、一次判定結果および二次判定結果が取得可能な者（N＝2,302,323）を対象として横断的解析を行った。アウトカムは一次判定から二次判定における要介護度変更の有無とした。認定調査項目について、「自立」等の心身機能の低下がみられない状態を 1、機能低下がみられる状態を 0 とする二値変数に変換し、一次判定から二次判定への要介護度変更の有無との関連を検討した。簡素化要件の評価には、予測確率（当該項目に該当する者のうち二次判定で変更がなかった者の割合）、見逃し確率（当該項目に該当する者のうち本来であれば変更されるべきであった者の割合）、および簡素化該当割合を用い、予測確率 95%以上かつ見逃し確率 5%未満を基準とした。

【結果】

解析対象者のうち、二次判定で変更がなかった者は 87.57%であった。要介護度が高いほど変更なしの割合が高く、要介護 2 以上では 90%以上であった。基準を満たす項目として、起き上がり、座位保持、立位、歩行等の基本動作や、洗身、つめ切り、買い物等の ADL 項目が抽出された。また、認知能力が自立である場合にも高い予測確率が確認された。一方、単一項目では簡素化該当割合が限定的であり、複数項目の組み合わせによる検討の必要性が示唆された。

【結論】

一次判定結果および認定調査項目を用いることで、二次判定における要介護度変更の可能性が低

い対象者を一定程度識別できる可能性が示された。本研究は、認定審査会の効率化に資する基礎的知見を提供するものであり、今後は多項目を組み合わせた実用的な簡素化要件の検討が必要である。

A. 研究目的

本研究の目的は、要介護認定における一次判定結果および認定調査項目を踏まえ、二次判定において要介護度が変更されない可能性が高い対象者を識別するための簡素化要件を探索することである。

介護認定審査会における二次判定は、一次判定結果に加えて認定調査結果や主治医意見書等の情報をもとに要介護度を最終的に決定する重要なプロセスである。一方で二次判定の結果、一次判定から要介護度が変わらないケースが一定程度存在することが知られており、このような対象者を事前に識別することが可能となれば、審査会における判定プロセスの効率化および審査委員の負担の軽減に資することが期待される。

本研究では、要介護認定データを用いて、認定調査項目と一次判定から二次判定において要介護度が変わる有無との関連を評価することにより、二次判定における判定変更の可能性が低い対象者の特徴を明らかにする。さらに、要介護度によって判定変更の生じやすさや変更要因が異なる可能性があることを踏まえ、要介護度別に層別解析を行い、簡素化要件の適用可能性について検討することとした。

B. 研究方法

研究デザイン

本研究は、要介護認定における一次判定結果および認定調査項目に基づき、二次判定において要介護度が変わらない可能性が高い対象者を抽出するための簡素化要件を探索することを目的とした横断的解析である。

データおよび対象者

解析には、厚生労働省より第三者提供を受けた介護保険総合データベース（介護 DB）に格納さ

れている 2021 年度の要介護認定データを用いた。対象者は、2021 年度に第 1 号被保険者として更新申請を行なった者の中、一次判定結果および二次判定結果の双方が取得可能な者とした。該当しうる項目に欠損を有する者は解析から除外した。最終的な解析対象者数は $N=2,302,323$ 名であった。一次判定結果と二次判定結果を比較し、要介護度の変更の有無を把握した。

アウトカムの定義(変数 Y)

アウトカムは、一次判定から二次判定への要介護度変更の有無とした。本研究では、簡素化要件の評価という目的に鑑み、簡素化方向の状態を「陽性」として定義する観点から、二次判定において要介護度が変わらなかった場合を 1、変更された場合を 0 と定義した。

$$Y = \begin{cases} 1 & (\text{二次判定で変更なし}) \\ 0 & (\text{二次判定で変更あり}) \end{cases}$$

なお、二次判定における要介護度変更には、要介護度 5 以外の対象者における要介護度の重度への変更と、要支援 1 以外の対象者における軽度への変更があるが、重度への変更を重度変更、軽度への変更を軽度変更とする。

説明変数（簡素化要因）変数 X

説明変数は、認定調査項目等から得られる各評価項目とした。各項目 X において、二次判定における要介護度が一次判定から変更されない可能性が高いと考えられる状態を「機能保持（機能低下を認めない状態） $X = 1$ 」と定義した。本研究における簡素化要件とは、一次判定結果および認定調査項目の情報に基づき、心身機能の低下の程度が相対的に軽度であり、二次判定において要介護度が変わらない可能性が高い対象者を抽出するための項目または項目群

を指す。

各項目について、機能保持の状態を $X = 1$ 、機能低下の状態を $X = 0$ とする二値変数を作成した。

評価区分が二値で構成されている項目については当該区分をそのまま用いた。複数のカテゴリから構成される項目については、複数のカットオフ候補を設定し、それらすべての機能保持 $X = 1$ 、機能低下 $X = 0$ の定義による指標の特性を比較検討した。例えば、 $X =$ 認知機能(「自立」, 「いくらか困難」, 「見守りが必要」, 「判断できない」)のように4区分で評価される項目については、閾値による次の(あ) (い) (う)の3種類の定義が生じるが、すべての定義の分類について検討した。

(あ)

$X = 1 \rightarrow$ 「自立」,
 $X = 0 \rightarrow$ 「いくらか困難」,
「見守りが必要」,
「判断できない」

(い)

$X = 1 \rightarrow$ 「自立」,
「いくらか困難」
 $X = 0 \rightarrow$ 「見守りが必要」,
「判断できない」

(う)

$X = 1 \rightarrow$ 「自立」,
「いくらか困難」,
「見守りが必要」
 $X = 0 \rightarrow$ 「判断できない」

評価指標

機能保持状態と二次判定結果の対応関係は2×2表により整理した(表1)。

表1. 機能保持状態と二次判定結果の対応関係
要介護度重度化

分類 Y(outcome) /予測 X(Factor)	機能保持状態* (機能低下しない) (簡素化方向) $X=1$	機能低下 (要介護度重度化)状態 $X=0$
二次判定変更なし 要介護度重度化せず	a: (True Positive: TP) 簡素化判断が妥当	b: (False Negative: FN) 簡素化すべきを間違えて簡素化しなかった(うっかり)
二次判定変更あり 要介護度重度化する	c: (False Positive: FP) 変更ありを間違えて簡素化した(見逃し)	d: (True Negative: TN) 簡素化しなかった判断が妥当

二次判定変更なしを $Y=1$ 、変更ありを $Y=0$ とし、機能保持(機能低下せず)を $X=1$ 、機能低下状態を $X=0$ により、真陽性(True Positive)、偽陰性(False Negative)、偽陽性(False Positive)、真陰性(True Negative)を定義できる。

すなわち

- ・ 「機能保持($X=1$)と判定され、実際に二次判定で変更がなかった者($Y=1$)が真陽性:a」、
 - ・ 「機能保持と判定されなかった($X=0$)が実際には変更がなかった者($Y=1$)を偽陰性:b」、
 - ・ 機能保持($X=1$)と判定されたが実際には変更があった者($Y=0$)を偽陽性:c、
 - ・ 機能保持と判定されず($X=0$)かつ変更があった者($Y=0$)を真陰性:d
- となる。

簡素化要件の評価指標

簡素化要件の評価指標として①予測確率、②見逃し確率および③簡素化該当割合を用いた。それぞれの定義は下記の通りである

- ① 予測確率：機能保持と判定された者のうち実際に二次判定で変更がなかった者の割合

$$P_{est} = P(Y = 1 | X = 1) = \frac{a}{a + c}$$

- ② 見逃し確率：二次判定で変更があった者のうち、機能保持と判定された者の割合

$$P_{missed} = P(X = 1 | Y = 0) = \frac{c}{c + d}$$

- ③ 簡素化該当割合：全対象者のうち機能保持と判定された者の割合。

$$P_{simp} = \frac{a + c}{a + b + c + d}$$

簡素化要因の基準

簡素化要因の判断は、

① 予測確率が 95%以上 ($P_{est} \geq 0.95$)、かつ

② 見逃し確率 5%未満 ($P_{missed} < 0.05$)

とした。この条件に合致する対象者割合、すなわち

③ 簡素化該当割合 (P_{simp})

を提示した。

また、参考として

① 予測確率が 90%以上 ($P_{est} \geq 0.90$)、かつ

② 見逃し確率 5%未満 ($P_{missed} < 0.05$)

③ 簡素化該当割合 (P_{simp})

についても検討した。

統計解析

評価指標を算出し、簡素化要因の基準に合致するかどうかを作表により提示した。

(倫理面への配慮)

本研究を実施するに際して、帝京平成大学倫理委員会の承認を受けた。(承認番号:2025-079)

C. 研究結果

(1) 対象者

本研究では、厚生労働省より第三者提供を受けた介護保険総合データベース(介護DB)に格納されている2021年度の要介護認定データを用いた。研究方法に従い、第2号被保険者、更新申請以外の者を除外し、さらに一次判定結果が欠損している者、および二次判定結果が「なし」、「取消し」または欠損である者を除外し、最終的な解析対象者を抽出した。解析対象者は2,302,323人であった。

(2) 一次判定結果別にみた二次判定における要介

護度変更の状況

(2-1) 解析対象者の二次判定変更について(要介護度別、重度変更/軽度変更別)

① 全体の概況

解析対象者2,302,323人のうち、二次判定において要介護度が変更されなかった者は2,016,236人(87.57%)、重度変更は233,286人(10.13%)、軽度変更は52,801人(2.29%)であり、その多くの変更は重度変更であり、軽度変更の割合は全体として小さかった(全変更例に対する割合18%)。一方、要介護1では軽度変更の割合が7.7%と他の区分と比較して高い傾向がみられた。(表2)

② 一次判定結果別の概況

要介護度が高いほど変更なしの割合が高い傾向がみられた。特に要介護度5では変更なしの割合が98.62%と非常に高かった。(なお、要介護度5では定義上、重度化方向への変更は生じないため、変更があった場合はすべて軽度変更となる)。また、要介護2、要介護3、要介護4においても、変更なしの割合はいずれも90%以上であった。一方、要支援区分では変更なしの割合は相対的に低く、要支援1では82.36%、要支援2では86.73%であった。非該当では変更なしは17.51%であり、多くが重度変更であった。

(2-2) 要介護度別にみた予測確率 95%以上かつ見逃し確率 5%未満の基準を満たす項目

予測確率が95%以上、かつ見逃し確率が5%未満の条件を満たす項目を抽出した。その結果、主に移動・基本動作および一部の日常生活動作(ADL)に関する項目が抽出された。(表3)

① 要介護度4

「起き上がり」「座位保持」「両足での立位」「歩行」「立ち上がり」「片足での立位」などの基本動作に関する項目において、予測確率はいずれも95%以上、見逃し確率はいずれも5%未満であった。また、「移乗」では予測確率96.1%、見逃し確率4.2%であり、簡素化該当割合も9.4%と比較的高かった。さらに、「つめ

切り」「整髪」「買い物」などの日常生活動作や、「金銭の管理」「日常の意思決定」といった認知・生活機能に関する項目についても同様の傾向がみられた。加えて、医師意見書の「認知能力」が自立である場合も、予測確率 96.0%、見逃し確率 3.8%であり、基準を満たしていた。

② 要介護度 3

要介護度 3 では、「洗身」および「つめ切り」に加え、「排尿」「排便」「上衣の着脱」「ズボン等の着脱」「薬の内服」などの ADL に関連する項目が基準を満たした。これらの項目はいずれも予測確率が 95%以上であり、見逃し確率も 5%未満であった。また、「金銭の管理」や「買い物」といった生活関連動作についても同様に高い精度が確認された。

③ 要介護度 2

要介護度 2 では、「洗身」および「買い物」が基準を満たしており、予測確率はそれぞれ 95.8%、95.3%、見逃し確率は 4.8%、1.5%であった。

④ 要介護度 1

要支援区分においては、基準を満たす項目は認められなかった。

⑤ 要支援 1, 2

要支援区分においては、基準を満たす項目は認められなかった。

(3) 補足解析

要介護度別にみた予測確率 90%以上かつ見逃し確率 5%未満の基準を満たす項目

予測確率の基準を 95%から 90%に緩和した場合、該当項目数は増加し、要介護度ごとに複数の項目が基準を満たした。要介護度 4 では、「寝返り」「排便」「薬の内服」が該当し、いずれも見逃し確率は 5%未満であったが、簡素化該当割合はいずれも 5%未満と低かった。要介護度 3 では、「起き

上がり」「立ち上がり」「片足での立位」などの基本動作に加え、「日常の意思決定」および「簡単な調理」が基準を満たした。これらの項目はいずれも見逃し確率は 5%未満であり、一次判定と二次判定の一致性が比較的高い傾向がみられた。要介護度 2 では、「起き上がり」および「立ち上がり」が基準を満たし、いずれも見逃し確率は 5%未満であった。要介護度 1 では、「洗身」が該当し、予測確率は 90%以上かつ見逃し確率は 5%未満であり、簡素化該当割合は 28.4%と他の要介護度と比較して高い値を示した。(表 4) 以上より、予測確率の基準を 90%に緩和することで、簡素化要件として検討可能な項目の範囲は拡大する一方、要介護度や項目によっては適用可能な対象者割合が限定的であることが示された。

D. 考察

本研究では、一次判定結果および認定調査項目を用いて、二次判定における要介護度の変更可能性が低い対象者を抽出するための簡素化要件の探索を行い、複数の重要な知見が得られた。

(1) 要介護度別の傾向について

本研究の解析対象者全体において、二次判定で要介護度の変更がなかった者は 87.57% であった。要介護度が高い区分ほど一次判定から二次判定で要介護度が維持される傾向がみられ、特に要介護 2 以上の区分では変更なしの割合が 90%以上に達し、一次判定結果の安定性が比較的高いことが示唆された。このことは、中重度（要介護 2～要介護 4）の区分では心身機能の状態像が比較的明確であり、判定結果のばらつきが生じにくい可能性を示している。一方、軽度区分（要支援 1～要介護 1）では状態像の幅が広く、判定変更が生じやすい傾向もみられ、要介護度別に異なる傾向が確認された。

(2) 基準に合致した要因について

基準を満たす項目として抽出されたのは、座位保持、立位、歩行等の基本動作に関する項目、ならびに洗身、つめ切り、買い物等の日常生活動作（ADL）に関する項目であった。身体機能の基礎的な能力が維持されている場合には、二次判定における要介護度の変更が生じにくい可能性が示唆された。これらの項目は認定調査において比較的客観的に評価しやすく、評価者間のばらつきが生じにくい可能性がある点で、簡素化要件としての実用性が考えられる。さらに、主治医意見書における認知能力が「自立」と評価される場合には高い予測確率が確認され、身体機能だけでなく認知機能の状態も判定の安定性に関連している可能性が示唆された。

(3) 結果に関する課題について

一方で、抽出された項目の簡素化該当割合にはばらつきがみられ、適用可能な対象者の割合が限定的な項目も存在した。実務的な観点からは、一定以上の対象者に適用可能であることが求められるため、単一項目のみで簡素化要件を構成するのではなく、複数項目を組み合わせた条件の検討が必要と考えられる。例えば、基本動作項目と ADL 項目を組み合わせた AND 条件、または認知能力項目との組み合わせ等が想定され、項目セットの組み合わせにより予測確率と簡素化該当割合のバランスを最適化することが課題となる。また、軽度区分では状態像の幅が広く、判定結果の変動が生じやすい可能性があるため、簡素化の適用範囲については慎重な検討が求められる。

また、予測確率の基準を 95%から 90%に緩和した補足解析では、要介護 2 および要介護 3 において「起き上がり」「立ち上がり」「片足での立位」等の基本動作項目、ならびに「日常の意思決定」「簡単な調理」等の項目が追加で該当した。基準

の緩和は簡素化対象者の拡大につながる一方で、見逃し確率の上昇とのトレードオフが生じるため、実務における適切な基準設定は、認定審査会の運営実態や許容される見逃し率を踏まえた検討が必要である。

本研究にはいくつかの限界がある。第一に、本研究は 2021 年度の単年度データに基づく結果であり、年度による状態像や認定実務の変動の影響を受ける可能性がある。第二に、本研究は探索的解析であり、抽出された項目の妥当性は別データセットでの外的検証が望まれる。第三に、自治体や保険者によって認定審査会の運営や判定傾向に差異がある可能性があり、結果の一般化には留意が必要である。

(4) 本解析に基づく結論について

本研究の結果は、一次判定結果および認定調査項目の情報を活用することで、二次判定における要介護度変更可能性が低い対象者を一定程度識別できる可能性を示したものであり、認定審査会における審査負担の軽減や効率化に資する基礎的知見となり得る。今後は、多項目の組み合わせによる予測精度の向上を検討することにより、より実用性の高い簡素化要件の構築が期待される。

E. 結論

本研究では、要介護認定における一次判定結果および認定調査項目の情報をを用いて、二次判定において要介護度の変更されない可能性が高い対象者を抽出する簡素化要件を検討した。

その結果、要介護度が高い区分ほど一次判定から二次判定で要介護度が維持される傾向がみられ、特に要介護 2 以上の区分では判定結果の安定性が高いことが示唆された。

また、基本動作（座位保持、立位、歩行等）や一部の ADL 項目（洗身、つめ切り、買い物等）

において機能が保持されている場合には、二次判定において要介護度が変更される可能性が低い項目が複数確認された。

これらの結果から、一次判定結果および認定調査項目の情報を活用することで、二次判定における要介護度変更の可能性が低い対象者を一定程度抽出できる可能性が示された。

本研究で示された指標は、認定審査会における審査負担の軽減および判定プロセスの効率化に資する基礎的知見となることが期待される。今後は、複数項目の組み合わせによる条件設定を行い、実務への適用可能性について更なる検討が必要である。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表（発表誌名巻号・頁・発行年等も記入）

なし

2. 学会発表（発表誌名巻号・頁・発行年等も記入）

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

表 2. 要介護度別に見た二次判定における一次判定からの変更状況

一次判定結果	要介護度 重度変更 n (%)	要介護度 変更なし n (%)	要介護度 軽度変更 n (%)	合計
非該当	41,097 (82.49)	8,724 (17.51)	0 (0.00)	49,821
要支援 1	51,016 (17.54)	239,504 (82.36)	298 (0.10)	290,818
要支援 2	34,625 (12.34)	243,366 (86.73)	2,610 (0.93)	280,601
要介護 1	40,576 (8.30)	410,436 (84.00)	37,618 (7.70)	488,630
要介護 2	22,031 (5.79)	354,780 (93.17)	3,970 (1.04)	380,781
要介護 3	21,608 (7.20)	276,250 (92.07)	2,200 (0.73)	300,058
要介護 4	22,333 (7.60)	268,237 (91.34)	3,104 (1.06)	293,674
要介護 5	-	214,939 (98.62)	3,001 (1.38)	217,940
合計	233,286 (10.13)	2,016,236 (87.57)	52,801 (2.29)	2,302,323

表 3. 予測確率 95%以上かつ見逃し確率 5%未満の基準を満たす項目（要介護度別）

				機能保持(機能低下せず)(n0)				機能低下状態(n1)				* 1	* 2			* 3
質問 項目 番号	質問項目	機能保持 の回答	機能低下状態の 回答	件数 (n0)	要介護度			件数 (n1)	要介護度			予測確率 (a/(a+c))	見逃し確 率 Pmissd	更新件数 (全数)	機能保 持状態 件数	簡素化方向の 回答の割合 Psimp
					変更無 し	変更 有り (重度 変更)	変更無 し割合		変更無し	変更有り (重度変 更)	変更無 し割合					
				n0＝ (a+c)	n0- m0=a	m0=c	a/(a+c)	n1=(b+d)	n1-m1=b	m1=d	b/(b+d)	a/(a+c)	c/(c+d)	N= (a+b+c+d)	n0＝ (a+c)	(a+c)/(a+b+c+d)
要介護度 4																
	意見書「認 知能力」	自立	いくらか困難,見 守りが必要,判断 できない,記載な し	24346	23375	971	96.0%	269328	244862	24466	90.9%	96.0%	3.8%	293674	24346	8.3%
1-4	起き上がり	できる	つかまれば可,で きない	1456	1384	72	95.1%	292218	266853	25365	91.3%	95.1%	0.3%	293674	1456	0.5%
1-5	座位保持	できる	自分で支えれば 可,支えが必要,で きない	16836	16157	679	96.0%	276838	252080	24758	91.1%	96.0%	2.7%	293674	16836	5.7%
1-6	両足での立 位	できる	支えが必要,でき ない	10242	9766	476	95.4%	283432	258471	24961	91.2%	95.4%	1.9%	293674	10242	3.5%
1-7	歩行	できる	つかまれば可,で きない	5711	5450	261	95.4%	287963	262787	25176	91.3%	95.4%	1.0%	293674	5711	1.9%
1-8	立ち上がり	できる	つかまれば可,で きない	827	797	30	96.4%	292847	267440	25407	91.3%	96.4%	0.1%	293674	827	0.3%

1-9	片足での立位	できる	支えが必要,できない	1060	1014	46	95.7%	292614	267223	25391	91.3%	95.7%	0.2%	293674	1060	0.4%
1-10	洗身	介助されていない	一部介助,全介助,行っていない	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1-11	つめ切り	介助されていない,一部介助	全介助	5034	4838	196	96.1%	288640	263399	25241	91.3%	96.1%	0.8%	293674	5034	1.7%
2-1	移乗	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	27641	26564	1077	96.1%	266033	241673	24360	90.8%	96.1%	4.2%	293674	27641	9.4%
2-2	移動	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	4993	4817	176	96.5%	288681	263420	25261	91.2%	96.5%	0.7%	293674	4993	1.7%
2-5	排尿	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	2723	2597	126	95.4%	290951	265640	25311	91.3%	95.4%	0.5%	293674	2723	0.9%
2-7	口腔清潔	介助されていない	一部介助,全介助	7164	6861	303	95.8%	286510	261376	25134	91.2%	95.8%	1.2%	293674	7164	2.4%
2-8	洗顔	介助されていない	一部介助,全介助	7277	7012	265	96.4%	286397	261225	25172	91.2%	96.4%	1.0%	293674	7277	2.5%
2-9	整髪	介助されていない	一部介助,全介助	22106	21319	787	96.4%	271568	246918	24650	90.9%	96.4%	3.1%	293674	22106	7.5%
2-10	上衣の着脱	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	5423	5255	168	96.9%	288251	262982	25269	91.2%	96.9%	0.7%	293674	5423	1.8%

2-11	ズボン等の 着脱	介助され ていない, 見守り等	一部介助,全介助	1458	1407	51	96.5%	292216	266830	25386	91.3%	96.5%	0.2%	293674	1458	0.5%
5-2	金銭の管理	介助され ていない, 一部介助	全介助	12119	11638	481	96.0%	281555	256599	24956	91.1%	96.0%	1.9%	293674	12119	4.1%
5-3	日常の意思 決定	できる	特別な場合を除 いてできる,日常 的に困難,できな い	8129	7766	363	95.5%	285545	260471	25074	91.2%	95.5%	1.4%	293674	8129	2.8%
5-5	買い物	介助され ていない, 見守り等, 一部介助	全介助	3834	3675	159	95.9%	289840	264562	25278	91.3%	95.9%	0.6%	293674	3834	1.3%
要介護度 3																
1-10	洗身	介助され ていない	一部介助,全介助, 行っていない	1787	1708	79	95.6%	298271	274542	23729	92.0%	95.6%	0.3%	300058	1787	0.6%
1-11	つめ切り	介助され ていない, 一部介助	全介助	23723	22782	941	96.0%	276335	253468	22867	91.7%	96.0%	4.0%	300058	23723	7.9%
2-5	排尿	介助され ていない	見守り等,一部介 助,全介助	16109	15573	536	96.7%	283949	260677	23272	91.8%	96.7%	2.3%	300058	16109	5.4%
2-6	排便	介助され ていない	見守り等,一部介 助,全介助	17343	16822	521	97.0%	282715	259428	23287	91.8%	97.0%	2.2%	300058	17343	5.8%
2-10	上衣の着脱	介助され ていない	見守り等,一部介 助,全介助	16129	15521	608	96.2%	283929	260729	23200	91.8%	96.2%	2.6%	300058	16129	5.4%

2-11	ズボン等の 着脱	介助され ていない	見守り等,一部介 助,全介助	8672	8389	283	96.7%	291386	267861	23525	91.9%	96.7%	1.2%	300058	8672	2.9%
2-1	薬の内服	介助され ていない	一部介助,全介助	5118	4936	182	96.4%	294940	271314	23626	92.0%	96.4%	0.8%	300058	5118	1.7%
5-2	金銭の管理	介助され ていない	一部介助,全介助	9406	9007	399	95.8%	290652	267243	23409	91.9%	95.8%	1.7%	300058	9406	3.1%
5-5	買い物	介助され ていない, 見守り等	一部介助,全介助	939	905	34	96.4%	299119	275345	23774	92.1%	96.4%	0.1%	300058	939	0.3%
要介護度 2																
1-10	洗身	介助され ていない	一部介助,全介助, 行っていない	29689	28441	1248	95.8%	351092	326339	24753	92.9%	95.8%	4.8%	380781	29689	7.8%
5-5	買い物	介助され ていない	見守り等,一部介 助,全介助	8348	7952	396	95.3%	372433	346828	25605	93.1%	95.3%	1.5%	380781	8348	2.2%

*1:予測確率（95%以上）
 *2: 見逃し確率(5%未満)
 *3: 該当割合
 10 未満の数値については、個人が識別されるおそれがある場合に限り、「-」で表記しております。

表 4. 見逃し確率 5%未満であり、予測確率を 95%から 90%にした場合、追加される項目（要介護度別）

質問 項目 番号	質問項目	機能保持の 回答	機能低下状態の回 答	機能保持 (機能低下せず) (n0)				機能低下状態 (n1)				* 1	* 2	更新件数 (全数)	機能 保持 状態 件数	* 3	
				件数 (n0)	要介護度			件数 (n1)	要介護度			予測確率 (a / (a+c))	見逃し確 率 Pmissd			(a+b+c+d)	簡素化方向 の回答の割 合 Psimp
					変更無 し	変更有 り (重度 変更)	変更無 し割合		変更無 し	変更有 り (重度変 更)	変更無 し割合						
				n0 = (a+c)	n0- m0=a	m0=c	a / (a+c)	n1=(b+d)	n1- m1=b	m1=d	b / (b+d)	a / (a+c)	c / (c+d)	N=	n0 = (a+c)	(a+c) / (a+b+c+d)	
要介護度 4																	
1-3	寝返り	できる	つかまれば可,でき ない	11404	10806	598	94.8%	282270	257431	24839	91.2%	94.8%	2.4%	293674	11404	3.9%	
2-5	排便	介助されて いない,見 守り等	一部介助,全介助	1781	1687	94	94.7%	291893	266550	25343	91.3%	94.7%	0.4%	293674	1781	0.6%	
2-6	薬の内服	介助されて いない	一部介助,全介助	1279	1187	92	92.8%	292395	267050	25345	91.3%	92.8%	0.4%	293674	1279	0.4%	
要介護度 3																	
1-4	起き上がり	できる	つかまれば可,でき ない	7438	6984	454	93.9%	292620	269266	23354	92.0%	93.9%	1.9%	300058	7438	2.5%	
1-8	立ち上がり	できる	つかまれば可,でき ない	6136	5740	396	93.5%	293922	270510	23412	92.0%	93.5%	1.7%	300058	6136	2.0%	
1-9	片足での立 位	できる	支えが必要,できな い	10174	9564	610	94.0%	289884	266686	23198	92.0%	94.0%	2.6%	300058	10174	3.4%	

5-3	日常の意思決定	できる	特別な場合を除いてできる,日常的に困難,できない	11508	10895	613	94.7%	288550	265355	23195	92.0%	94.7%	2.6%	300058	11508	3.8%
5-6	簡単な調理	介助されていない,見守り等,一部介助	全介助	7656	7253	403	94.7%	292402	268997	23405	92.0%	94.7%	1.7%	300058	7656	2.6%
要介護度 2																
1-4	起き上がり	できる	つかまれば可,できない	13022	12146	876	93.3%	367759	342634	25125	93.2%	93.3%	3.4%	380781	13022	3.4%
1-8	立ち上がり	できる	つかまれば可,できない	10227	9431	796	92.2%	370554	345349	25205	93.2%	92.2%	3.1%	380781	10227	2.7%
要介護度 1																
1-10	洗身	介助されていない	一部介助,全介助,行っていない	138,939	137,691	1,248	99.1%	349,691	324,938	24,753	92.9%	92.2%	4.8%	104,195	16,007	28.4%

*1:予測確率（95%以上）
 *2: 見逃し確率(5%未満)
 *3: 該当割合

付録：

表 5. 要介護度 4 における認定調査項目別の簡素化要件評価（予測確率・見逃し確率・該当割合）

質 問 項 目 番 号	質 問 項 目	機能保持 の回答	機能低下状態 の回答	機能保持(機能低下せず)(n0)				機能低下状態(n1)				予 測 確 率	見 逃 し 確 率 Pmissd	更 新 件 数 (全 数)	機能保 持 状 態 件 数	簡 素 化 方 向 の 回 答 の 割 合 Psimp
				件数(n0)	要介護度			件数(n1)	要介護度							
					変更無 し	変 更 有 り (重 度 変 更)	変更無 し割合		変更無 し	変 更 有 り (重 度 変 更)	変更無 し割合					
				n0 = (a+c)	n0- m0=a	m0=c	a/(a+c)	n1=(b+d)	n1- m1=b	m1=d	b/(b+d)	a/(a+c)	c/(c+d)	N= (a+b+c+d)	n0 = (a+c)	(a+c)/ (a+b+c+d)
	意 見 書 「短期記 憶」	問題なし	問題あり	35988	34335	1653	95.4%	257686	233902	23784	90.8%	95.4%	6.5%	293674	35988	12.3%
	意 見 書 「認知能 力」	自立	いくらか困 難,見守りが 必要,判断で きない,記載 なし	24346	23375	971	96.0%	269328	244862	24466	90.9%	96.0%	3.8%	293674	24346	8.3%
	意 見 書 「伝達能 力」	伝えられ る	いくらか困 難,具体的要 求に限られ る,伝えられ ない,記載な し	44386	42677	1709	96.1%	249288	225560	23728	90.5%	96.1%	6.7%	293674	44386	15.1%
	意 見 書 「食事行 為」	自立ない し何とか 自分で食 べられる	全面介助,記 載なし	238066	226803	11263	95.3%	55608	41434	14174	74.5%	95.3%	44.3%	293674	238066	81.1%
1-1	麻痺	なし	あり	75633	72714	2919	96.1%	218041	195523	22518	89.7%	96.1%	11.5%	293674	75633	25.8%
1-2	拘縮	なし	あり	116466	110373	6093	94.8%	177208	157864	19344	89.1%	94.8%	24.0%	293674	116466	39.7%

1-3	寝 返 り	で き る , つかまれば可	できない	170223	163041	7182	95.8%	123451	105196	18255	85.2%	95.8%	28.2%	293674	170223	58.0%
1-4	起 き 上 が り	で き る , つかまれば可	できない	105416	101403	4013	96.2%	188258	166834	21424	88.6%	96.2%	15.8%	293674	105416	35.9%
1-5	座 位 保 持	で き る , 自分で支えれば可	支えが必要, できない	74576	71664	2912	96.1%	219098	196573	22525	89.7%	96.1%	11.4%	293674	74576	25.4%
1-6	両 足 で の立位	で き る , 支えが必要	できない	124380	119769	4611	96.3%	169294	148468	20826	87.7%	96.3%	18.1%	293674	124380	42.4%
1-7	歩 行	で き る , つかまれば可	できない	41570	39746	1824	95.6%	252104	228491	23613	90.6%	95.6%	7.2%	293674	41570	14.2%
1-8	立 ち 上 が り	できる	つかまれば可,できない	827	797	30	96.4%	292847	267440	25407	91.3%	96.4%	0.1%	293674	827	0.3%
1-9	片 足 で の立位	で き る , 支えが必要	できない	38830	37270	1560	96.0%	254844	230967	23877	90.6%	96.0%	6.1%	293674	38830	13.2%
1-10	洗 身	介助されていない	一部介助,全 介助,行っていない	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1-11	つ め 切 り	介助されて い ない , 一 部 介助	全介助	5034	4838	196	96.1%	288640	263399	25241	91.3%	96.1%	0.8%	293674	5034	1.7%
1-12	視 力	普通	1 m先が見える, 目の前が見える, ほとんど見えず, 判断不能	165160	155255	9905	94.0%	128514	112982	15532	87.9%	94.0%	38.9%	293674	165160	56.2%
1-13	聴 力	普通	やっと聞こえる, 大声が聞	133296	123608	9688	92.7%	160378	144629	15749	90.2%	92.7%	38.1%	293674	133296	45.4%

			こえる,ほとんど聞こえず,判断不能													
2-1	移乗	介助されていない,見守り等,一部介助	全介助	160015	154179	5836	96.4%	133659	114058	19601	85.3%	96.4%	22.9%	293674	160015	54.5%
2-2	移動	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	4993	4817	176	96.5%	288681	263420	25261	91.2%	96.5%	0.7%	293674	4993	1.7%
2-3	えん下	できる	見守り等,できない	197251	187583	9668	95.1%	96423	80654	15769	83.6%	95.1%	38.0%	293674	197251	67.2%
2-4	食 事 摂 取	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	135956	131272	4684	96.6%	157718	136965	20753	86.8%	96.6%	18.4%	293674	135956	46.3%
2-5	排尿	介助されていない,見守り等,一部介助	全介助	51239	49372	1867	96.4%	242435	218865	23570	90.3%	96.4%	7.3%	293674	51239	17.4%
2-6	排便	介助されていない,見守り等,一部介助	全介助	38839	37394	1445	96.3%	254835	230843	23992	90.6%	96.3%	5.7%	293674	38839	13.2%
2-7	口 腔 清 潔	介助されていない,一部介助	全介助	192362	185100	7262	96.2%	101312	83137	18175	82.1%	96.2%	28.5%	293674	192362	65.5%
2-8	洗顔	介助されていない,一部介助	全介助	160385	155048	5337	96.7%	133289	113189	20100	84.9%	96.7%	21.0%	293674	160385	54.6%

2-9	整髪	介助されていない,一部介助	全介助	88364	85472	2892	96.7%	205310	182765	22545	89.0%	96.7%	11.4%	293674	88364	30.1%
2-10	上衣の着脱	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	5423	5255	168	96.9%	288251	262982	25269	91.2%	96.9%	0.7%	293674	5423	1.8%
2-11	ズボン等の着脱	介助されていない,見守り等,一部介助	全介助	92800	89605	3195	96.6%	200874	178632	22242	88.9%	96.6%	12.6%	293674	92800	31.6%
2-12	外出頻度	週1回以上	月1回以上,月1回未満	56448	53315	3133	94.4%	237226	214922	22304	90.6%	94.4%	12.3%	293674	56448	19.2%
3-1	意思の伝達	できる	ときどきできる,ほとんど不可,できない	148719	142634	6085	95.9%	144955	125603	19352	86.6%	95.9%	23.9%	293674	148719	50.6%
3-2	毎日の日課を理解	できる	できない	88083	84713	3370	96.2%	205591	183524	22067	89.3%	96.2%	13.2%	293674	88083	30.0%
3-3	生年月日をいう	できる	できない	183524	175317	8207	95.5%	110150	92920	17230	84.4%	95.5%	32.3%	293674	183524	62.5%
3-4	短期記憶	できる	できない	68849	66182	2667	96.1%	224825	202055	22770	89.9%	96.1%	10.5%	293674	68849	23.4%
3-5	自分の名前をいう	できる	できない	254803	240180	14623	94.3%	38871	28057	10814	72.2%	94.3%	57.5%	293674	254803	86.8%
3-6	今の季節を理解	できる	できない	104704	100520	4184	96.0%	188970	167717	21253	88.8%	96.0%	16.4%	293674	104704	35.7%

3-7	場 所 の 理 解	できる	できない	174973	167586	7387	95.8%	118701	100651	18050	84.8%	95.8%	29.0%	293674	174973	59.6%
3-8	徘徊	ない,と きどきあ る	ある	274134	250001	24133	91.2%	19540	18236	1304	93.3%	91.2%	94.9%	293674	274134	93.3%
3-9	外 出 し て 戻 れ ない	ない,と きどきあ る	ある	282648	257806	24842	91.2%	11026	10431	595	94.6%	91.2%	97.7%	293674	282648	96.2%
4-1	被害的	ない,と きどきあ る	ある	265264	241423	23841	91.0%	28410	26814	1596	94.4%	91.0%	93.7%	293674	265264	90.3%
4-2	作話	ない,と きどきあ る	ある	245149	222252	22897	90.7%	48525	45985	2540	94.8%	90.7%	90.0%	293674	245149	83.5%
4-3	感 情 が 不安定	ない,と きどきあ る	ある	246832	224665	22167	91.0%	46842	43572	3270	93.0%	91.0%	87.1%	293674	246832	84.0%
4-4	昼 夜 逆 転	ない,と きどきあ る	ある	265520	242225	23295	91.2%	28154	26012	2142	92.4%	91.2%	91.6%	293674	265520	90.4%
4-5	同 じ 話 をする	ない,と きどきあ る	ある	231310	209033	22277	90.4%	62364	59204	3160	94.9%	90.4%	87.6%	293674	231310	78.8%
4-6	大 声 を 出す	ない,と きどきあ る	ある	252106	230347	21759	91.4%	41568	37890	3678	91.2%	91.4%	85.5%	293674	252106	85.8%
4-7	介 護 に 抵抗	ない,と きどきあ る	ある	246930	226312	20618	91.7%	46744	41925	4819	89.7%	91.7%	81.1%	293674	246930	84.1%
4-8	落 ち 着 きなし	ない,と きどきあ る	ある	272969	248650	24319	91.1%	20705	19587	1118	94.6%	91.1%	95.6%	293674	272969	92.9%

4-9	一人で出たがる	ない,ときどきある	ある	285915	260931	24984	91.3%	7759	7306	453	94.2%	91.3%	98.2%	293674	285915	97.4%
4-10	収集癖	ない,ときどきある	ある	279039	254341	24698	91.1%	14635	13896	739	95.0%	91.1%	97.1%	293674	279039	95.0%
4-11	物や衣類を壊す	ない,ときどきある	ある	287268	262471	24797	91.4%	6406	5766	640	90.0%	91.4%	97.5%	293674	287268	97.8%
4-12	ひどい物忘れ	ない,ときどきある	ある	219667	197991	21676	90.1%	74007	70246	3761	94.9%	90.1%	85.2%	293674	219667	74.8%
4-13	独り言・独り笑い	ない,ときどきある	ある	250397	228452	21945	91.2%	43277	39785	3492	91.9%	91.2%	86.3%	293674	250397	85.3%
4-14	自分勝手に行動する	ない,ときどきある	ある	242581	220590	21991	90.9%	51093	47647	3446	93.3%	90.9%	86.5%	293674	242581	82.6%
4-15	話がまとまらない	ない,ときどきある	ある	239743	217532	22211	90.7%	53931	50705	3226	94.0%	90.7%	87.3%	293674	239743	81.6%
5-1	薬の内服	介助されていない,一部介助	全介助	98277	94903	3374	96.6%	195397	173334	22063	88.7%	96.6%	13.3%	293674	98277	33.5%
5-2	金銭の管理	介助されていない,一部介助	全介助	12119	11638	481	96.0%	281555	256599	24956	91.1%	96.0%	1.9%	293674	12119	4.1%
5-3	日常の意思決定	できる,特別な場合を除いてできる	日常的に困難,できない	120715	116013	4702	96.1%	172959	152224	20735	88.0%	96.1%	18.5%	293674	120715	41.1%

5-4	集 団 へ の 不 適 応	ない,と きどきあ る	ある	280430	256040	24390	91.3%	13244	12197	1047	92.1%	91.3%	95.9%	293674	280430	95.5%
5-5	買い物	介助され て い な い,見守 り等,一 部介助	全介助	3834	3675	159	95.9%	289840	264562	25278	91.3%	95.9%	0.6%	293674	3834	1.3%
5-6	簡 単 な 調理	介助され て い な い,見守 り等,一 部介助	全介助	22673	14669	8004	64.7%	271001	253568	17433	93.6%	64.7%	31.5%	293674	22673	7.7%
	点 滴 の 管理	ない	ある	288794	263967	24827	91.4%	4880	4270	610	87.5%	91.4%	97.6%	293674	288794	98.3%
	中 心 静 脈栄養	ない	ある	291753	266944	24809	91.5%	1921	1293	628	67.3%	91.5%	97.5%	293674	291753	99.3%
	透析	ない	ある	289678	264446	25232	91.3%	3996	3791	205	94.9%	91.3%	99.2%	293674	289678	98.6%
	ス ト ー マ の 処 置	ない	ある	290908	265693	25215	91.3%	2766	2544	222	92.0%	91.3%	99.1%	293674	290908	99.1%
	酸 素 療 法	ない	ある	286557	262076	24481	91.5%	7117	6161	956	86.6%	91.5%	96.2%	293674	286557	97.6%
	レ ス ピ レー タ ー	ない	ある	293287	267919	25368	91.4%	387	318	69	82.2%	91.4%	99.7%	293674	293287	99.9%
	気 管 切 開 の 処 置	ない	ある	292739	267701	25038	91.4%	935	536	399	57.3%	91.4%	98.4%	293674	292739	99.7%
	疼 痛 の 看護	ない	ある	293242	267833	25409	91.3%	432	404	28	93.5%	91.3%	99.9%	293674	293242	99.9%
	経 管 栄 養	ない	ある	266667	251454	15213	94.3%	27007	16783	10224	62.1%	94.3%	59.8%	293674	266667	90.8%

	モニター測定	ない	ある	291266	266247	25019	91.4%	2408	1990	418	82.6%	91.4%	98.4%	293674	291266	99.2%
	じょく そうの 処置	ない	ある	282439	258499	23940	91.5%	11235	9738	1497	86.7%	91.5%	94.1%	293674	282439	96.2%
	カテー テル	ない	ある	275057	251803	23254	91.5%	18617	16434	2183	88.3%	91.5%	91.4%	293674	275057	93.7%

表 6. 要介護度 3 における認定調査項目別の簡素化要件評価（予測確率・見逃し確率・該当割合）

質問項目番号	質問項目	機能保持の回答	機能低下状態の回答	機能保持(機能低下せず)(n0)				機能低下状態(n1)				予測確率	見逃し確率 Pmissd	更新件数 (全数)	機能保持状態 件数	簡素化方向の 回答の割合 Psimp
				件数 (n0)	要介護度			件数(n1)	要介護度							
					変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合		変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合					
n0 = (a+c)	n0- m0=a	m0=c	a/(a+c)	n1=(b+d)	n1- m1=b	m1=d	b/(b+d)	a/(a+c)	c/(c+d)	N= (a+b+c+d)	n0 = (a+c)	(a+c)/ (a+b+c+d)				
	意見書「短期記憶」	問題なし	問題あり	50696	48083	2613	94.8%	249362	228167	21195	91.5%	94.8%	11.0%	300058	50696	16.9%
	意見書「認知能力」	自立	いくらか困難,見守りが必要,判断できない,記載なし	38807	37004	1803	95.4%	261251	239246	22005	91.6%	95.4%	7.6%	300058	38807	12.9%
	意見書「伝達能力」	伝えられる	いくらか困難,具体的要求に限られる,伝えられない,記載なし	67848	64412	3436	94.9%	232210	211838	20372	91.2%	94.9%	14.4%	300058	67848	22.6%
	意見書「食事行為」	自立ないし何とか自分で食べられる	全面介助,記載なし	292042	269710	22332	92.4%	8016	6540	1476	81.6%	92.4%	93.8%	300058	292042	97.3%
1-1	麻痺	なし	あり	124596	117348	7248	94.2%	175462	158902	16560	90.6%	94.2%	30.4%	300058	124596	41.5%
1-2	拘縮	なし	あり	167216	155278	11938	92.9%	132842	120972	11870	91.1%	92.9%	50.1%	300058	167216	55.7%
1-3	寝返り	できる	つかまれば可,できない	41145	38628	2517	93.9%	258913	237622	21291	91.8%	93.9%	10.6%	300058	41145	13.7%
1-4	起き上がり	できる	つかまれば可,できない	7438	6984	454	93.9%	292620	269266	23354	92.0%	93.9%	1.9%	300058	7438	2.5%
1-5	座位保持	できる	自分で支えれば可,支えが必要,できない	61744	58173	3571	94.2%	238314	218077	20237	91.5%	94.2%	15.0%	300058	61744	20.6%

1-6	両足での立位	できる	支えが必要,できない	66863	62812	4051	93.9%	233195	213438	19757	91.5%	93.9%	17.0%	300058	66863	22.3%
1-7	歩行	できる,つかまれば可	できない	167913	158371	9542	94.3%	132145	117879	14266	89.2%	94.3%	40.1%	300058	167913	56.0%
1-8	立ち上がり	できる,つかまれば可	できない	241871	227823	14048	94.2%	58187	48427	9760	83.2%	94.2%	59.0%	300058	241871	80.6%
1-9	片足での立位	できる,支えが必要	できない	159292	150422	8870	94.4%	140766	125828	14938	89.4%	94.4%	37.3%	300058	159292	53.1%
1-10	洗身	介助されていない	一部介助,全介助,行っていない	1787	1708	79	95.6%	298271	274542	23729	92.0%	95.6%	0.3%	300058	1787	0.6%
1-11	つめ切り	介助されていない,一部介助	全介助	23723	22782	941	96.0%	276335	253468	22867	91.7%	96.0%	4.0%	300058	23723	7.9%
1-12	視力	普通	1 m先が見える,目の前が見える,ほとんど見えず,判断不能	200517	185383	15134	92.5%	99541	90867	8674	91.3%	92.5%	63.6%	300058	200517	66.8%
1-13	聴力	普通	やっと聞こえる,大声が聞こえる,ほとんど聞こえず,判断不能	143821	132687	11134	92.3%	156237	143563	12674	91.9%	92.3%	46.8%	300058	143821	47.9%
2-1	移乗	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	106952	101580	5372	95.0%	193106	174670	18436	90.5%	95.0%	22.6%	300058	106952	35.6%
2-2	移動	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	70331	66879	3452	95.1%	229727	209371	20356	91.1%	95.1%	14.5%	300058	70331	23.4%
2-3	えん下	できる	見守り等,できない	239483	221101	18382	92.3%	60575	55149	5426	91.0%	92.3%	77.2%	300058	239483	79.8%
2-4	食事摂取	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	221461	206514	14947	93.3%	78597	69736	8861	88.7%	93.3%	62.8%	300058	221461	73.8%
2-5	排尿	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	16109	15573	536	96.7%	283949	260677	23272	91.8%	96.7%	2.3%	300058	16109	5.4%
2-6	排便	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	17343	16822	521	97.0%	282715	259428	23287	91.8%	97.0%	2.2%	300058	17343	5.8%
2-7	口腔清潔	介助されていない	一部介助,全介助	40819	39202	1617	96.0%	259239	237048	22191	91.4%	96.0%	6.8%	300058	40819	13.6%

2-8	洗顔	介助されていない	一部介助,全介助	49193	47271	1922	96.1%	250865	228979	21886	91.3%	96.1%	8.1%	300058	49193	16.4%
2-9	整髪	介助されていない	一部介助,全介助	76364	72947	3417	95.5%	223694	203303	20391	90.9%	95.5%	14.4%	300058	76364	25.4%
2-10	上衣の着脱	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	16129	15521	608	96.2%	283929	260729	23200	91.8%	96.2%	2.6%	300058	16129	5.4%
2-11	ズボン等の着脱	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	8672	8389	283	96.7%	291386	267861	23525	91.9%	96.7%	1.2%	300058	8672	2.9%
2-12	外出頻度	週1回以上	月1回以上,月1回未満	117753	110905	6848	94.2%	182305	165345	16960	90.7%	94.2%	28.8%	300058	117753	39.2%
3-1	意思の伝達	できる	ときどきできる,ほとんど不可,できない	197673	185464	12209	93.8%	102385	90786	11599	88.7%	93.8%	51.3%	300058	197673	65.9%
3-2	毎日の日課を理解	できる	できない	125288	119177	6111	95.1%	174770	157073	17697	89.9%	95.1%	25.7%	300058	125288	41.8%
3-3	生年月日をいう	できる	できない	235715	219936	15779	93.3%	64343	56314	8029	87.5%	93.3%	66.3%	300058	235715	78.6%
3-4	短期記憶	できる	できない	89579	84760	4819	94.6%	210479	191490	18989	91.0%	94.6%	20.2%	300058	89579	29.9%
3-5	自分の名前をいう	できる	できない	293456	270751	22705	92.3%	6602	5499	1103	83.3%	92.3%	95.4%	300058	293456	97.8%
3-6	今の季節を理解	できる	できない	145636	137597	8039	94.5%	154422	138653	15769	89.8%	94.5%	33.8%	300058	145636	48.5%
3-7	場所の理解	できる	できない	229283	215276	14007	93.9%	70775	60974	9801	86.2%	93.9%	58.8%	300058	229283	76.4%
3-8	徘徊	ない	ときどきある,ある	259891	240425	19466	92.5%	40167	35825	4342	89.2%	92.5%	81.8%	300058	259891	86.6%
3-9	外出して戻れない	ない,ときどきある	ある	276384	254885	21499	92.2%	23674	21365	2309	90.2%	92.2%	90.3%	300058	276384	92.1%

4-1	被害的	ない,ときどきある	ある	252993	233100	19893	92.1%	47065	43150	3915	91.7%	92.1%	83.6%	300058	252993	84.3%
4-2	作話	ない,ときどきある	ある	220960	203377	17583	92.0%	79098	72873	6225	92.1%	92.0%	73.9%	300058	220960	73.6%
4-3	感情が不安定	ない,ときどきある	ある	238743	220755	17988	92.5%	61315	55495	5820	90.5%	92.5%	75.6%	300058	238743	79.6%
4-4	昼夜逆転	ない	ときどきある,ある	257488	237644	19844	92.3%	42570	38606	3964	90.7%	92.3%	83.4%	300058	257488	85.8%
4-5	同じ話をする	ない,ときどきある	ある	194088	177918	16170	91.7%	105970	98332	7638	92.8%	91.7%	67.9%	300058	194088	64.7%
4-6	大声を出す	ない	ときどきある,ある	246718	228455	18263	92.6%	53340	47795	5545	89.6%	92.6%	76.7%	300058	246718	82.2%
4-7	介護に抵抗	ない	ときどきある,ある	247379	229478	17901	92.8%	52679	46772	5907	88.8%	92.8%	75.2%	300058	247379	82.4%
4-8	落ち着きなし	ない,ときどきある	ある	266674	246261	20413	92.3%	33384	29989	3395	89.8%	92.3%	85.7%	300058	266674	88.9%
4-9	一人で出たがる	ない,ときどきある	ある	277830	256258	21572	92.2%	22228	19992	2236	89.9%	92.2%	90.6%	300058	277830	92.6%
4-10	収集癖	ない,ときどきある	ある	267279	246319	20960	92.2%	32779	29931	2848	91.3%	92.2%	88.0%	300058	267279	89.1%
4-11	物や衣類を壊す	ない	ときどきある,ある	287760	265516	22244	92.3%	12298	10734	1564	87.3%	92.3%	93.4%	300058	287760	95.9%
4-12	ひどい物忘れ	ない,ときどきある	ある	172219	157728	14491	91.6%	127839	118522	9317	92.7%	91.6%	60.9%	300058	172219	57.4%
4-13	独り言・独り笑い	ない,ときどきある	ある	255371	235900	19471	92.4%	44687	40350	4337	90.3%	92.4%	81.8%	300058	255371	85.1%
4-14	自分勝手に行動する	ない,ときどきある	ある	230077	212874	17203	92.5%	69981	63376	6605	90.6%	92.5%	72.3%	300058	230077	76.7%

4-15	話がまとまらない	ない,ときどきある	ある	226558	209073	17485	92.3%	73500	67177	6323	91.4%	92.3%	73.4%	300058	226558	75.5%
5-1	薬の内服	介助されていない	一部介助,全介助	5118	4936	182	96.4%	294940	271314	23626	92.0%	96.4%	0.8%	300058	5118	1.7%
5-2	金銭の管理	介助されていない,一部介助	全介助	32598	31216	1382	95.8%	267460	245034	22426	91.6%	95.8%	5.8%	300058	32598	10.9%
5-3	日常の意思決定	できる	特別な場合を除いてできる,日常的に困難,できない	11508	10895	613	94.7%	288550	265355	23195	92.0%	94.7%	2.6%	300058	11508	3.8%
5-4	集団への不応	ない	ときどきある,ある	278343	256942	21401	92.3%	21715	19308	2407	88.9%	92.3%	89.9%	300058	278343	92.8%
5-5	買い物	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	939	905	34	96.4%	299119	275345	23774	92.1%	96.4%	0.1%	300058	939	0.3%
5-6	簡単な調理	介助されていない,見守り等,一部介助	全介助	7656	7253	403	94.7%	292402	268997	23405	92.0%	94.7%	1.7%	300058	7656	2.6%
	点滴の管理	ない	ある	297927	274220	23707	92.0%	2131	2030	101	95.3%	92.0%	99.6%	300058	297927	99.3%
	中心静脈栄養	ない	ある	299850	276054	23796	92.1%	208	196	12	94.2%	92.1%	99.9%	300058	299850	99.9%
	透析	ない	ある	296382	272775	23607	92.0%	3676	3475	201	94.5%	92.0%	99.2%	300058	296382	98.8%
	ストーマの処置	ない	ある	297694	274078	23616	92.1%	2364	2172	192	91.9%	92.1%	99.2%	300058	297694	99.2%
	酸素療法	ない	ある	295978	272484	23494	92.1%	4080	3766	314	92.3%	92.1%	98.7%	300058	295978	98.6%

	レスピ レータ ー	ない	ある	299762	275976	23786	92.1%	296	274	22	92.6%	92.1%	99.9%	300058	299762	99.9%
	気管切 開の処 置	ない	ある	299814	276024	23790	92.1%	244	226	18	92.6%	92.1%	99.9%	300058	299814	99.9%
	疼痛の 看護	ない	ある	299766	275982	23784	92.1%	292	268	24	91.8%	92.1%	99.9%	300058	299766	99.9%
	経管栄 養	ない	ある	299456	275745	23711	92.1%	602	505	97	83.9%	92.1%	99.6%	300058	299456	99.8%
	モニタ ー測定	ない	ある	299461	275688	23773	92.1%	597	562	35	94.1%	92.1%	99.9%	300058	299461	99.8%
	じょく そうの 処置	ない	ある	296441	272969	23472	92.1%	3617	3281	336	90.7%	92.1%	98.6%	300058	296441	98.8%
	カテー テル	ない	ある	293785	270488	23297	92.1%	6273	5762	511	91.9%	92.1%	97.9%	300058	293785	97.9%

表 7. 要介護度 2 における認定調査項目別の簡素化要件評価（予測確率・見逃し確率・該当割合）

質問項目番号	質問項目	機能保持の回答	機能低下状態の回答	機能保持(機能低下せず)(n0)				機能低下状態(n1)				予測確率	見逃し確率 Pmissd	更新件数 (全数)	機能保持状態 件数	簡素化方向の回答 の割合 Psimp
				件数 (n0)	要介護度			件数(n1)	要介護度							
					変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合		変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合					
				n0＝ (a+c)	n0- m0=a	m0=c	a/(a+c)	n1=(b+d)	n1- m1=b	m1=d	b/(b+d)					
	意見書「短期記憶」	問題なし	問題あり	107089	101518	5571	94.8%	273692	253262	20430	92.5%	94.8%	21.4%	380781	107089	28.1%
	意見書「認知能力」	自立	いくらか困難, 見守りが必要, 判断できない, 記載なし	95230	90655	4575	95.2%	285551	264125	21426	92.5%	95.2%	17.6%	380781	95230	25.0%
	意見書「伝達能力」	伝えられる	いくらか困難, 具体的要求に限られる, 伝えられない, 記載なし	143161	135685	7476	94.8%	237620	219095	18525	92.2%	94.8%	28.8%	380781	143161	37.6%
	意見書「食事行為」	自立ないし何とか自分で食べられる	全面介助, 記載なし	377222	351646	25576	93.2%	3559	3134	425	88.1%	93.2%	98.4%	380781	377222	99.1%
1-1	麻痺	なし	あり	187930	175205	12725	93.2%	192851	179575	13276	93.1%	93.2%	48.9%	380781	187930	49.4%

1-2	拘縮	なし	あり	231323	215371	15952	93.1%	149458	139409	10049	93.3%	93.1%	61.4%	380781	231323	60.7%
1-3	寝返り	できる	つかまれば可, できない	82231	76951	5280	93.6%	298550	277829	20721	93.1%	93.6%	20.3%	380781	82231	21.6%
1-4	起き上 がり	できる	つかまれば可, できない	13022	12146	876	93.3%	367759	342634	25125	93.2%	93.3%	3.4%	380781	13022	3.4%
1-5	座位保 持	できる	自分で支えれ ば可,支えが必 要,できない	113565	106213	7352	93.5%	267216	248567	18649	93.0%	93.5%	28.3%	380781	113565	29.8%
1-6	両足で の立位	できる	支えが必要,で きない	135226	126721	8505	93.7%	245555	228059	17496	92.9%	93.7%	32.7%	380781	135226	35.5%
1-7	歩行	でき る,つ かまれ ば可	できない	303413	285178	18235	94.0%	77368	69602	7766	90.0%	94.0%	70.1%	380781	303413	79.7%
1-8	立ち上 がり	でき る,つ かまれ ば可	できない	372069	347251	24818	93.3%	8712	7529	1183	86.4%	93.3%	95.5%	380781	372069	97.7%
1-9	片足で の立位	でき る,支 えが必 要	できない	293285	275043	18242	93.8%	87496	79737	7759	91.1%	93.8%	70.2%	380781	293285	77.0%
1-10	洗身	介助さ れてい ない	一部介助,全介 助,行っていな い	29689	28441	1248	95.8%	351092	326339	24753	92.9%	95.8%	4.8%	380781	29689	7.8%

1-11	つめ切り	介助されていない	一部介助,全介助	39690	37916	1774	95.5%	341091	316864	24227	92.9%	95.5%	6.8%	380781	39690	10.4%
1-12	視力	普通, 1 m先が見える	目の前が見える,ほとんど見えず,判断不能	358687	334253	24434	93.2%	22094	20527	1567	92.9%	93.2%	94.0%	380781	358687	94.2%
1-13	聴力	普通, やっと聞こえる	大声が聞こえる,ほとんど聞こえず,判断不能	308406	287423	20983	93.2%	72375	67357	5018	93.1%	93.2%	80.7%	380781	308406	81.0%
2-1	移乗	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	280916	263428	17488	93.8%	99865	91352	8513	91.5%	93.8%	67.3%	380781	280916	73.8%
2-2	移動	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	209541	196279	13262	93.7%	171240	158501	12739	92.6%	93.7%	51.0%	380781	209541	55.0%
2-3	えん下	できる,見守り等	できない	380507	354535	25972	93.2%	274	245	29	89.4%	93.2%	99.9%	380781	380507	99.9%
2-4	食事摂取	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	341808	319159	22649	93.4%	38973	35621	3352	91.4%	93.4%	87.1%	380781	341808	89.8%

2-5	排尿	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	162876	155042	7834	95.2%	217905	199738	18167	91.7%	95.2%	30.1%	380781	162876	42.8%
2-6	排便	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	183531	174738	8793	95.2%	197250	180042	17208	91.3%	95.2%	33.8%	380781	183531	48.2%
2-7	口腔清潔	介助されていない	一部介助,全介助	204272	194117	10155	95.0%	176509	160663	15846	91.0%	95.0%	39.1%	380781	204272	53.6%
2-8	洗顔	介助されていない	一部介助,全介助	225293	214064	11229	95.0%	155488	140716	14772	90.5%	95.0%	43.2%	380781	225293	59.2%
2-9	整髪	介助されていない	一部介助,全介助	248409	234869	13540	94.5%	132372	119911	12461	90.6%	94.5%	52.1%	380781	248409	65.2%
2-10	上衣の着脱	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	138021	130823	7198	94.8%	242760	223957	18803	92.3%	94.8%	27.7%	380781	138021	36.2%
2-11	ズボン等の着脱	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	119956	114244	5712	95.2%	260825	240536	20289	92.2%	95.2%	22.0%	380781	119956	31.5%
2-12	外出頻度	週1回以上	月1回以上,月1回未満	228587	215798	12789	94.4%	152194	138982	13212	91.3%	94.4%	49.2%	380781	228587	60.0%

3-1	意思の 伝達	できる	ときどきでき る,ほとんど不 可,できない	324242	303531	20711	93.6%	56539	51249	5290	90.6%	93.6%	79.7%	380781	324242	85.2%
3-2	毎日の 日課を 理解	できる	できない	262458	247497	14961	94.3%	118323	107283	11040	90.7%	94.3%	57.5%	380781	262458	68.9%
3-3	生年月 日をいう	できる	できない	353333	330244	23089	93.5%	27448	24536	2912	89.4%	93.5%	88.8%	380781	353333	92.8%
3-4	短期記 憶	できる	できない	162719	153063	9656	94.1%	218062	201717	16345	92.5%	94.1%	37.1%	380781	162719	42.7%
3-5	自分の 名前を いう	できる	できない	379483	353693	25790	93.2%	1298	1087	211	83.7%	93.2%	99.2%	380781	379483	99.7%
3-6	今の季 節を理 解	できる	できない	272219	256067	16152	94.1%	108562	98713	9849	90.9%	94.1%	62.1%	380781	272219	71.5%
3-7	場所の 理解	できる	できない	357083	334502	22581	93.7%	23698	20278	3420	85.6%	93.7%	86.8%	380781	357083	93.8%
3-8	徘徊	ない	ときどきある, ある	363296	339604	23692	93.5%	17485	15176	2309	86.8%	93.5%	91.1%	380781	363296	95.4%
3-9	外出し て戻れ ない	ない	ときどきある, ある	367744	343221	24523	93.3%	13037	11559	1478	88.7%	93.3%	94.3%	380781	367744	96.6%
4-1	被害的	ない, ときど きある	ある	326531	305251	21280	93.5%	54250	49529	4721	91.3%	93.5%	81.8%	380781	326531	85.8%

4-2	作話	ない、 ときど きある	ある	288164	269431	18733	93.5%	92617	85349	7268	92.2%	93.5%	72.0%	380781	288164	75.7%
4-3	感情が 不安定	ない	ときどきある、 ある	301612	282259	19353	93.6%	79169	72521	6648	91.6%	93.6%	74.4%	380781	301612	79.2%
4-4	昼夜逆 転	ない	ときどきある、 ある	346116	323315	22801	93.4%	34665	31465	3200	90.8%	93.4%	87.7%	380781	346116	90.9%
4-5	同じ話 をする	ない、 ときど きある	ある	230540	215015	15525	93.3%	150241	139765	10476	93.0%	93.3%	59.7%	380781	230540	60.5%
4-6	大声を 出す	ない	ときどきある、 ある	336375	314724	21651	93.6%	44406	40056	4350	90.2%	93.6%	83.3%	380781	336375	88.3%
4-7	介護に 抵抗	ない	ときどきある、 ある	350714	328301	22413	93.6%	30067	26479	3588	88.1%	93.6%	86.2%	380781	350714	92.1%
4-8	落ち着 きなし	ない	ときどきある、 ある	357547	334312	23235	93.5%	23234	20468	2766	88.1%	93.5%	89.4%	380781	357547	93.9%
4-9	一人で 出たが る	ない	ときどきある、 ある	361511	337612	23899	93.4%	19270	17168	2102	89.1%	93.4%	91.9%	380781	361511	94.9%
4-10	収集癖	ない	ときどきある、 ある	355167	331918	23249	93.5%	25614	22862	2752	89.3%	93.5%	89.4%	380781	355167	93.3%
4-11	物や衣 類を壊 す	ない	ときどきある、 ある	373761	348584	25177	93.3%	7020	6196	824	88.3%	93.3%	96.8%	380781	373761	98.2%
4-12	ひどい 物忘れ	ない、 ときど きある	ある	209075	194930	14145	93.2%	171706	159850	11856	93.1%	93.2%	54.4%	380781	209075	54.9%

4-13	独り言・独り笑い	ない	ときどきある,ある	340893	318369	22524	93.4%	39888	36411	3477	91.3%	93.4%	86.6%	380781	340893	89.5%
4-14	自分勝手に行動する	ない	ときどきある,ある	300929	282221	18708	93.8%	79852	72559	7293	90.9%	93.8%	72.0%	380781	300929	79.0%
4-15	話がまとまらない	ない,ときどきある	ある	310155	289471	20684	93.3%	70626	65309	5317	92.5%	93.3%	79.6%	380781	310155	81.5%
5-1	薬の内服	介助されていない	一部介助,全介助	38522	36977	1545	96.0%	342259	317803	24456	92.9%	96.0%	5.9%	380781	38522	10.1%
5-2	金銭の管理	介助されていない	一部介助,全介助	45180	43259	1921	95.7%	335601	311521	24080	92.8%	95.7%	7.4%	380781	45180	11.9%
5-3	日常の意思決定	できる	特別な場合を除いてできる,日常的に困難,できない	28302	26790	1512	94.7%	352479	327990	24489	93.1%	94.7%	5.8%	380781	28302	7.4%
5-4	集団への不適応	ない	ときどきある,ある	366961	342644	24317	93.4%	13820	12136	1684	87.8%	93.4%	93.5%	380781	366961	96.4%
5-5	買い物	介助されていない,見守り等,一部介助	全介助	57234	54552	2682	95.3%	323547	300228	23319	92.8%	95.3%	10.3%	380781	57234	15.0%

5-6	簡単な調理	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	44095	42179	1916	95.7%	336686	312601	24085	92.8%	95.7%	7.4%	380781	44095	11.6%
	点滴の管理	ない	ある	376039	350282	25757	93.2%	4742	4498	244	94.9%	93.2%	99.1%	380781	376039	98.8%
	中心静脈栄養	ない	ある	380469	354501	25968	93.2%	312	279	33	89.4%	93.2%	99.9%	380781	380469	99.9%
	透析	ない	ある	372370	346816	25554	93.1%	8411	7964	447	94.7%	93.1%	98.3%	380781	372370	97.8%
	ストーマの処置	ない	ある	377359	351616	25743	93.2%	3422	3164	258	92.5%	93.2%	99.0%	380781	377359	99.1%
	酸素療法	ない	ある	375567	349921	25646	93.2%	5214	4859	355	93.2%	93.2%	98.6%	380781	375567	98.6%
	レスピレーター	ない	ある	380258	354288	25970	93.2%	523	492	31	94.1%	93.2%	99.9%	380781	380258	99.9%
	気管切開の処置	ない	ある	380478	354497	25981	93.2%	303	283	20	93.4%	93.2%	99.9%	380781	380478	99.9%
	疼痛の看護	ない	ある	380328	354376	25952	93.2%	453	404	49	89.2%	93.2%	99.8%	380781	380328	99.9%
	経管栄養	ない	ある	380407	354447	25960	93.2%	374	333	41	89.0%	93.2%	99.8%	380781	380407	99.9%
	モニター測定	ない	ある	380164	354197	25967	93.2%	617	583	34	94.5%	93.2%	99.9%	380781	380164	99.8%
	じょくそうの処置	ない	ある	378183	352419	25764	93.2%	2598	2361	237	90.9%	93.2%	99.1%	380781	378183	99.3%

	カテー テル	ない	ある	375046	349486	25560	93.2%	5735	5294	441	92.3%	93.2%	98.3%	380781	375046	98.5%
--	-----------	----	----	--------	--------	-------	-------	------	------	-----	-------	-------	-------	--------	--------	-------

表 8. 要介護度 1 における認定調査項目別の簡素化要件評価（予測確率・見逃し確率・該当割合）

質問項目番号	質問項目	機能保持の回答	機能低下状態の回答	機能保持(機能低下せず)(n0)				機能低下状態(n1)				予測確率	見逃し確率 Pmissd	更新件数 (全数)	機能保持状態 件数	簡素化方向の回答 の割合 Psimp
				件数 (n0)	要介護度			件数(n1)	要介護度							
					変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合		変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合					
n0 = (a+c)	n0-m0=a	m0=c	a/(a+c)	n1=(b+d)	n1-m1=b	m1=d	b/(b+d)	a/(a+c)	c/(c+d)	N= (a+b+c+d)	n0 = (a+c)	(a+c)/(a+b+c+d)				
	意見書「短期記憶」	問題なし	問題あり	148290	114157	34133	77.0%	340340	44061	296279	12.9%	77.0%	10.3%	488630	148290	30.3%
	意見書「認知能力」	自立	いくらか困難,見守りが必要,判断できない,記載なし	469853	394583	75270	84.0%	18777	15853	2924	84.4%	84.0%	96.3%	488630	469853	96.2%
	意見書「伝達能力」	伝えられる	いくらか困難,具体的要求に限られる,伝えられない,記載なし	482652	405491	77161	84.0%	5978	4945	1033	82.7%	84.0%	98.7%	488630	482652	98.8%
	意見書「食事行為」	自立ないし何とか自分で食べられる	全面介助,記載なし	485965	408315	77650	84.0%	2665	544	2121	20.4%	84.0%	97.3%	488630	485965	99.5%
1-1	麻痺	なし	あり	297641	258575	39066	86.9%	190989	39128	151861	20.5%	86.9%	20.5%	488630	297641	60.9%
1-2	拘縮	なし	あり	345176	296078	49098	85.8%	143454	29096	114358	20.3%	85.8%	30.0%	488630	345176	70.6%
1-3	寝返り	できる,つかまれば可	できない	180867	160925	19942	89.0%	307763	58252	249511	18.9%	89.0%	7.4%	488630	180867	37.0%

1-4	起 き 上 が り	できる,つか まれば可	できない	32198	29399	2799	91.3%	456432	75395	381037	16.5%	91.3%	0.7%	488630	32198	6.6%
1-5	座 位 保 持	できる,自分 で支えれば 可	支えが必要, できない	215453	188689	26764	87.6%	273177	51430	221747	18.8%	87.6%	10.8%	488630	215453	44.1%
1-6	両 足 で の立位	できる,支え が必要	できない	274787	242779	32008	88.4%	213843	46186	167657	21.6%	88.4%	16.0%	488630	274787	56.2%
1-7	歩 行	できる,つか まれば可	できない	156949	142728	14221	90.9%	331681	63973	267708	19.3%	90.9%	5.0%	488630	156949	32.1%
1-8	立 ち 上 が り	できる,つか まれば可	できない	30208	27643	2565	91.5%	458422	75629	382793	16.5%	91.5%	0.7%	488630	30208	6.2%
1-9	片 足 で の立位	できる,支え が必要	できない	62477	57146	5331	91.5%	426153	72863	353290	17.1%	91.5%	1.5%	488630	62477	12.8%
1-10	洗 身	介助されて いない	一部介助,全 介助,行って いない	138939	124180	14759	89.4%	349691	63435	286256	18.1%	89.4%	4.9%	488630	138939	28.4%
1-11	つ め 切 り	介助されて いない	一部介助,全 介助	153894	137705	16189	89.5%	334736	62005	272731	18.5%	89.5%	5.6%	488630	153894	31.5%
1-12	視 力	普通,1 m 先 が見える	目の前が見 える,ほとん ど見えず,判 断不能	387675	327833	59842	84.6%	100955	18352	82603	18.2%	84.6%	42.0%	488630	387675	79.3%
1-13	聴 力	普通,やっと 聞こえる	大声が聞こ える,ほとん ど聞こえず, 判断不能	415613	349218	66395	84.0%	73017	61218	11799	83.8%	84.0%	84.9%	488630	415613	85.1%
2-1	移 乗	介助されて いない,見守 り等	一部介助,全 介助	445293	377472	67821	84.8%	43337	10373	32964	23.9%	84.8%	67.3%	488630	445293	91.1%
2-2	移 動	介助されて いない,見守 り等	一部介助,全 介助	409116	347087	62029	84.8%	79514	16165	63349	20.3%	84.8%	49.5%	488630	409116	83.7%
2-3	えん下	できる,見守 り等	できない	437053	368262	68791	84.3%	51577	9403	42174	18.2%	84.3%	62.0%	488630	437053	89.4%

2-4	食 事 摂 取	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	472720	397902	74818	84.2%	15910	3376	12534	21.2%	84.2%	85.7%	488630	472720	96.7%
2-5	排尿	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	394845	335272	59573	84.9%	93785	18621	75164	19.9%	84.9%	44.2%	488630	394845	80.8%
2-6	排便	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	434434	368053	66381	84.7%	54196	11813	42383	21.8%	84.7%	61.0%	488630	434434	88.9%
2-7	口 腔 清 潔	介助されていない	一部介助,全介助	395952	335658	60294	84.8%	92678	17900	74778	19.3%	84.8%	44.6%	488630	395952	81.0%
2-8	洗顔	介助されていない	一部介助,全介助	416750	353864	62886	84.9%	71880	15308	56572	21.3%	84.9%	52.6%	488630	416750	85.3%
2-9	整髪	介助されていない,一部介助	全介助	430199	364469	65730	84.7%	58431	12464	45967	21.3%	84.7%	58.8%	488630	430199	88.0%
2-10	上 衣 の 着 脱	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	363673	312535	51138	85.9%	124957	27056	97901	21.7%	85.9%	34.3%	488630	363673	74.4%
2-11	ズボン等の着脱	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	355290	307431	47859	86.5%	133340	30335	103005	22.8%	86.5%	31.7%	488630	355290	72.7%
2-12	外出頻度	週1回以上,月1回以上	月1回未満	317929	271071	46858	85.3%	170701	31336	139365	18.4%	85.3%	25.2%	488630	317929	65.1%
3-1	意思の伝達	できる,ときどきできる	ほとんど不可,できない	486964	409051	77913	84.0%	1666	1385	281	83.1%	84.0%	99.6%	488630	486964	99.7%
3-2	毎日の日課を理解	できる	できない	420340	351805	68535	83.7%	68290	9659	58631	14.1%	83.7%	53.9%	488630	420340	86.0%
3-3	生年月日をいう	できる	できない	474940	398851	76089	84.0%	13690	2105	11585	15.4%	84.0%	86.8%	488630	474940	97.2%
3-4	短期記憶	できる	できない	283897	226800	57097	79.9%	204733	21097	183636	10.3%	79.9%	23.7%	488630	283897	58.1%

3-5	自分の名前をいう	できる	できない	488156	410034	78122	84.0%	474	72	402	15.2%	84.0%	99.5%	488630	488156	99.9%
3-6	今季の節を理解	できる	できない	405202	337669	67533	83.3%	83428	10661	72767	12.8%	83.3%	48.1%	488630	405202	82.9%
3-7	場所の理解	できる	できない	478728	402608	76120	84.1%	9902	2074	7828	20.9%	84.1%	90.7%	488630	478728	98.0%
3-8	徘徊	ない,ときどきある	ある	481119	404368	76751	84.0%	7511	1443	6068	19.2%	84.0%	92.7%	488630	481119	98.5%
3-9	外出して戻れない	ない,ときどきある	ある	484921	407482	77439	84.0%	3709	2954	755	79.6%	84.0%	99.0%	488630	484921	99.2%
4-1	被害的	ない,ときどきある	ある	442529	370521	72008	83.7%	46101	39915	6186	86.6%	83.7%	92.1%	488630	442529	90.6%
4-2	作話	ない,ときどきある	ある	406793	338181	68612	83.1%	81837	72255	9582	88.3%	83.1%	87.7%	488630	406793	83.3%
4-3	感情が不安定	ない,ときどきある	ある	443017	371208	71809	83.8%	45613	39228	6385	86.0%	83.8%	91.8%	488630	443017	90.7%
4-4	昼夜逆転	ない,ときどきある	ある	474228	398360	75868	84.0%	14402	12076	2326	83.8%	84.0%	97.0%	488630	474228	97.1%
4-5	同じ話をする	ない,ときどきある	ある	330655	268980	61675	81.3%	157975	141456	16519	89.5%	81.3%	78.9%	488630	330655	67.7%
4-6	大声を出す	ない,ときどきある	ある	468032	393239	74793	84.0%	20598	17197	3401	83.5%	84.0%	95.7%	488630	468032	95.8%
4-7	介護に抵抗	ない,ときどきある	ある	473500	398219	75281	84.1%	15130	2913	12217	19.3%	84.1%	86.0%	488630	473500	96.9%
4-8	落ち着きなし	ない,ときどきある	ある	476942	400922	76020	84.1%	11688	2174	9514	18.6%	84.1%	88.9%	488630	476942	97.6%
4-9	一人で出たがる	ない,ときどきある	ある	482653	405628	77025	84.0%	5977	4808	1169	80.4%	84.0%	98.5%	488630	482653	98.8%
4-10	収集癖	ない,ときどきある	ある	476743	400592	76151	84.0%	11887	9844	2043	82.8%	84.0%	97.4%	488630	476743	97.6%

4-11	物や衣類を壊す	ない,ときどきある	ある	486938	409110	77828	84.0%	1692	1326	366	78.4%	84.0%	99.5%	488630	486938	99.7%
4-12	ひどい物忘れ	ない	ときどきある,ある	293708	234746	58962	79.9%	194922	175690	19232	90.1%	79.9%	75.4%	488630	293708	60.1%
4-13	独り言・独り笑い	ない,ときどきある	ある	464738	389694	75044	83.9%	23892	20742	3150	86.8%	83.9%	96.0%	488630	464738	95.1%
4-14	自分勝手に行動する	ない,ときどきある	ある	440940	369557	71383	83.8%	47690	40879	6811	85.7%	83.8%	91.3%	488630	440940	90.2%
4-15	話がまとまらない	ない,ときどきある	ある	432802	361096	71706	83.4%	55828	49340	6488	88.4%	83.4%	91.7%	488630	432802	88.6%
5-1	薬の内服	介助されていない	一部介助,全介助	474003	398769	75234	84.1%	14627	11667	2960	79.8%	84.1%	96.2%	488630	474003	97.0%
5-2	金銭の管理	介助されていない	一部介助,全介助	254199	216493	37706	85.2%	234431	193943	40488	82.7%	85.2%	48.2%	488630	254199	52.0%
5-3	日常の意思決定	できる	特別な場合を除いてできる,日常的に困難,できない	461597	387800	73797	84.0%	27033	22636	4397	83.7%	84.0%	94.4%	488630	461597	94.5%
5-4	集団への不応	ない,ときどきある	ある	479212	402716	76496	84.0%	9418	1698	7720	18.0%	84.0%	90.8%	488630	479212	98.1%
5-5	買い物	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	43498	39127	4371	90.0%	445132	371309	73823	83.4%	90.0%	5.6%	488630	43498	8.9%
5-6	簡単な調理	介助されていない	見守り等,一部介助,全介助	127886	111600	16286	87.3%	360744	298836	61908	82.8%	87.3%	20.8%	488630	127886	26.2%
	点滴の管理	ない	ある	486388	408655	77733	84.0%	2242	461	1781	20.6%	84.0%	97.8%	488630	486388	99.5%

	中心静脈栄養	ない	ある	488534	410360	78174	84.0%	96	20	76	20.8%	84.0%	99.9%	488630	488534	100.0%
	透析	ない	ある	484346	407248	77098	84.1%	4284	1096	3188	25.6%	84.1%	96.0%	488630	484346	99.1%
	ストーマの処置	ない	ある	486973	409221	77752	84.0%	1657	442	1215	26.7%	84.0%	98.5%	488630	486973	99.7%
	酸素療法	ない	ある	483000	406218	76782	84.1%	5630	1412	4218	25.1%	84.1%	94.8%	488630	483000	98.8%
	レスピレーター	ない	ある	488191	410100	78091	84.0%	439	103	336	23.5%	84.0%	99.6%	488630	488191	99.9%
	気管切開の処置	ない	ある	488448	410305	78143	84.0%	182	51	131	28.0%	84.0%	99.8%	488630	488448	100.0%
	疼痛の看護	ない	ある	488352	410231	78121	84.0%	278	73	205	26.3%	84.0%	99.7%	488630	488352	99.9%
	経管栄養	ない	ある	488577	410399	78178	84.0%	53	16	37	30.2%	84.0%	100.0%	488630	488577	100.0%
	モニター測定	ない	ある	488225	410108	78117	84.0%	405	77	328	19.0%	84.0%	99.6%	488630	488225	99.9%
	じょくそうの処置	ない	ある	487421	409560	77861	84.0%	1209	333	876	27.5%	84.0%	98.9%	488630	487421	99.8%
	カテーテル	ない	ある	485918	408436	77482	84.1%	2712	712	2000	26.3%	84.1%	97.5%	488630	485918	99.4%

表 9. 要支援 2 における認定調査項目別の簡素化要件評価（予測確率・見逃し確率・該当割合）

質問項目番号	質問項目	機能保持の回答	機能低下状態の回答	機能保持(機能低下せず)(n0)				機能低下状態(n1)				予測確率	見逃し確率 Pmissd	更新件数 (全数)	機能保持状態 件数	簡素化方向の回答 の割合 Psimp
				件数 (n0)	要介護度			件数(n1)	要介護度							
					変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合		変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合					
				n0 = (a+c)	n0- m0=a	m0=c	a/(a+c)	n1=(b+d)	n1- m1=b	m1=d	b/(b+d)	a/(a+c)	c/(c+d)	N= (a+b+c+d)	n0 = (a+c)	(a+c)/ (a+b+c+d)
	意見書「短期記憶」	問題なし	問題あり	194220	170056	24164	87.6%	86381	73310	13071	84.9%	87.6%	64.9%	280601	194220	69.2%
	意見書「認知能力」	自立,いづらか困難	見守りが必要,判断できない,記載なし	200525	175597	24928	87.6%	80076	67769	12307	84.6%	87.6%	66.9%	280601	200525	71.5%
	意見書「伝達能力」	伝えられる,いづらか困難	具体的要求に限られる,伝えられない,記載なし	224638	196466	28172	87.5%	55963	46900	9063	83.8%	87.5%	75.7%	280601	224638	80.1%
	意見書「食事行為」	自立ないし何とか自分で食べられる	全面介助,記載なし	279831	242758	37073	86.8%	770	608	162	79.0%	86.8%	99.6%	280601	279831	99.7%
1-1	麻痺	なし	あり	131330	113245	18085	86.2%	149271	130121	19150	87.2%	86.2%	48.6%	280601	131330	46.8%
1-2	拘縮	なし	あり	176391	152450	23941	86.4%	104210	90916	13294	87.2%	86.4%	64.3%	280601	176391	62.9%
1-3	寝返り	できる,つかまれば可	できない	261954	227096	34858	86.7%	18647	16270	2377	87.3%	86.9%	93.8%	280601	261954	99.7%

1-4	起き上がり	できる,つかまれば可	できない	275685	239442	36243	86.9%	4916	3924	992	79.8%	87.0%	96.8%	280601	275685	97.1%
1-5	座位保持	できる,自分で支えれば可	支えが必要,できない	233122	202769	30353	87.0%	47479	40597	6882	85.5%	86.8%	84.3%	280601	233122	99.8%
1-6	両足の立位	できる,支えが必要	できない	279802	242766	37036	86.8%	799	600	199	75.1%	86.9%	99.4%	280601	279802	93.9%
1-7	歩行	できる,つかまれば可	できない	272353	236579	35774	86.9%	8248	6787	1461	82.3%	86.8%	96.2%	280601	272353	98.1%
1-8	立ち上がり	できる,つかまれば可	できない	280057	242960	37097	86.8%	544	406	138	74.6%	87.0%	99.6%	280601	280057	87.3%
1-9	片足の立位	できる,支えが必要	できない	262398	228345	34053	87.0%	18203	15021	3182	82.5%	86.8%	92.0%	280601	262398	96.3%
1-10	洗身	介助されていない,一部介助	全介助,行っていない	172881	153111	19770	88.6%	107720	90255	17465	83.8%	88.6%	53.1%	280601	172881	61.6%
1-11	つめ切り	介助されていない,一部介助	全介助	140774	124001	16773	88.1%	139827	119365	20462	85.4%	88.1%	45.0%	280601	140774	50.2%
1-12	視力	普通,1 m先が見える	目の前が見える,ほとんど見えず,判断不能	225873	196599	29274	87.0%	54728	46767	7961	85.5%	87.0%	78.6%	280601	225873	80.5%
1-13	聴力	普通,やっとな聞こえる	大声が聞こえる,ほとんど聞こえず,判断不能	158345	137593	20752	86.9%	122256	105773	16483	86.5%	86.9%	55.7%	280601	158345	56.4%
2-1	移乗	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	271070	235656	35414	86.9%	9531	7710	1821	80.9%	86.9%	95.1%	280601	271070	96.6%

2-2	移動	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	252236	220115	32121	87.3%	28365	23251	5114	82.0%	87.3%	86.3%	280601	252236	89.9%
2-3	えん下	できる	見守り等,できない	252051	219230	32821	87.0%	28550	24136	4414	84.5%	87.0%	88.1%	280601	252051	89.8%
2-4	食事摂取	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	277615	240972	36643	86.8%	2986	2394	592	80.2%	86.8%	98.4%	280601	277615	98.9%
2-5	排尿	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	278485	241601	36884	86.8%	2116	1765	351	83.4%	86.8%	99.0%	280601	278485	100.0%
2-6	排便	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	275799	239605	36194	86.9%	4802	3761	1041	78.3%	86.9%	97.2%	280601	275799	98.3%
2-7	口腔清潔	介助されていない,一部介助	全介助	278657	241832	36825	86.8%	1944	1534	410	78.9%	86.8%	98.9%	280601	278657	99.3%
2-8	洗顔	介助されていない,一部介助	全介助	276980	240648	36332	86.9%	3621	2718	903	75.1%	86.9%	97.6%	280601	276980	98.7%
2-9	整髪	介助されていない,一部介助	全介助	278409	241751	36658	86.8%	2192	1615	577	73.7%	87.0%	98.3%	280601	278409	96.7%
2-10	上着の脱	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	259652	226013	33639	87.0%	20949	17353	3596	82.8%	87.0%	90.3%	280601	259652	92.5%
2-11	ズボンの脱	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	266509	231919	34590	87.0%	14092	11447	2645	81.2%	87.0%	92.9%	280601	266509	95.0%
2-12	外出頻度	週1回以上,月1回以上	月1回未満	218303	190231	28072	87.1%	62298	53135	9163	85.3%	87.1%	75.4%	280601	218303	77.8%

3-1	意思伝達	できる,ときどきできる	ほとんど不可,できない	277196	240848	36348	86.9%	3405	2518	887	74.0%	86.9%	97.6%	280601	277196	98.8%
3-2	毎日の課題を理解	できる	できない	280307	243192	37115	86.8%	294	174	120	59.2%	86.8%	99.7%	280601	280307	99.9%
3-3	生年月日をいう	できる	できない	280478	243288	37190	86.7%	123	78	45	63.4%	86.7%	99.9%	280601	280478	100.0%
3-4	短期記憶	できる	できない	265928	232202	33726	87.3%	14673	11164	3509	76.1%	87.3%	90.6%	280601	265928	94.8%
3-5	自分の名前をいう	できる	できない	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
3-6	今季を理解	できる	できない	279256	242296	36960	86.8%	1345	1070	275	79.6%	86.8%	99.3%	280601	279256	99.5%
3-7	場所理解	できる	できない	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
3-8	徘徊	ない,ときどきある	ある	274348	239689	34659	87.4%	6253	3677	2576	58.8%	87.4%	93.1%	280601	274348	99.9%
3-9	外出し戻れない	ない,ときどきある	ある	272160	238353	33807	87.6%	8441	5013	3428	59.4%	87.6%	90.8%	280601	272160	100.0%
4-1	被害的	ない,ときどきある	ある	269001	235872	33129	87.7%	11600	7494	4106	64.6%	87.7%	89.0%	280601	269001	95.9%
4-2	作話	ない,ときどきある	ある	265022	233127	31895	88.0%	15579	10239	5340	65.7%	88.0%	85.7%	280601	265022	94.4%

4-3	感情が不安定	ない,ときどきある	ある	252105	222438	29667	88.2%	28496	20928	7568	73.4%	88.2%	79.7%	280601	252105	100.0%
4-4	昼夜逆転	ない,ときどきある	ある	277666	241568	36098	87.0%	2935	1798	1137	61.3%	87.0%	96.9%	280601	277666	91.1%
4-5	同じをする	ない,ときどきある	ある	242776	214812	27964	88.5%	37825	28554	9271	75.5%	88.5%	75.1%	280601	242776	86.5%
4-6	大声を出す	ない,ときどきある	ある	275419	239978	35441	87.1%	5182	3388	1794	65.4%	87.1%	95.2%	280601	275419	98.2%
4-7	介護に抵抗	ない,ときどきある	ある	279939	242925	37014	86.8%	662	441	221	66.6%	86.8%	99.4%	280601	279939	99.8%
4-8	落ち着きなし	ない,ときどきある	ある	280142	243090	37052	86.8%	459	276	183	60.1%	86.8%	99.5%	280601	280142	100.0%
4-9	一人で出がた	ない,ときどきある	ある	280338	243217	37121	86.8%	263	149	114	56.7%	86.8%	99.7%	280601	280338	99.9%
4-10	収集癖	ない,ときどきある	ある	253530	223847	29683	88.3%	27071	19519	7552	72.1%	88.3%	79.7%	280601	253530	99.9%
4-11	物や衣類を壊す	ない,ときどきある	ある	277681	241381	36300	86.9%	2920	1985	935	68.0%	86.9%	97.5%	280601	277681	99.7%
4-12	ひどい物忘れ	ない,ときどきある	ある	229014	203346	25668	88.8%	51587	40020	11567	77.6%	88.8%	68.9%	280601	229014	81.6%
4-13	独り言・独	ない,ときどきある	ある	269684	235684	34000	87.4%	10917	7682	3235	70.4%	87.4%	91.3%	280601	269684	72.9%

	り 笑 い															
4-14	自 分 勝 手 に 行 動 す	ない,ときど きある	ある	270761	236754	34007	87.4%	9840	6612	3228	67.2%	87.4%	91.3%	280601	270761	96.5%
4-15	話 が ま と ま ら ない	ない,ときど きある	ある	264152	231281	32871	87.6%	16449	12085	4364	73.5%	87.6%	88.3%	280601	264152	94.1%
5-1	薬 の 内服	介助されて いない,一部 介助	全介助	231099	204197	26902	88.4%	49502	39169	10333	79.1%	88.4%	72.2%	280601	231099	82.4%
5-2	金 銭 の 管 理	介助されて いない,一部 介助	全介助	211845	186286	25559	87.9%	68756	57080	11676	83.0%	87.9%	68.6%	280601	211845	75.5%
5-3	日 常 の 意 思 決 定	できる,特別 な場合を除 いてできる	日常的に困難, できない	123027	109156	13871	88.7%	157574	134210	23364	85.2%	88.7%	37.3%	280601	123027	43.8%
5-4	集 団 へ の 不 応	ない,ときど きある	ある	279350	242510	36840	86.8%	1251	856	395	68.4%	86.8%	98.9%	280601	279350	99.6%
5-5	買 い 物	介助されて いない,見守 り等	一部介助,全介 助	87042	78014	9028	89.6%	193559	165352	28207	85.4%	89.6%	24.2%	280601	87042	31.0%
5-6	簡 単 な 調 理	介助されて いない,見守 り等	一部介助,全介 助	178375	155808	22567	87.3%	102226	87558	14668	85.7%	87.3%	60.6%	280601	178375	63.6%

	点滴 の理	ない	ある	274776	238870	35906	86.9%	5825	4496	1329	77.2%	86.9%	96.4%	280601	274776	97.9%
	中心 静脈 栄養	ない	ある	280397	243231	37166	86.7%	204	135	69	66.2%	86.7%	99.8%	280601	280397	99.9%
	透析	ない	ある	272427	236423	36004	86.8%	8174	6943	1231	84.9%	86.8%	96.7%	280601	272427	97.1%
	スト マの 処 置	ない	ある	278996	242206	36790	86.8%	1605	1160	445	72.3%	86.8%	98.8%	280601	278996	99.4%
	酸素 療法	ない	ある	278033	241492	36541	86.9%	2568	1874	694	73.0%	86.9%	98.1%	280601	278033	99.1%
	レス ピ ー タ ー	ない	ある	280118	242977	37141	86.7%	483	389	94	80.5%	86.7%	99.7%	280601	280118	99.8%
	気管 切開 の 処 置	ない	ある	280460	243272	37188	86.7%	141	94	47	66.7%	86.7%	99.9%	280601	280460	99.9%
	疼痛 の 看 護	ない	ある	280399	243247	37152	86.8%	202	119	83	58.9%	86.8%	99.8%	280601	280399	99.9%
	経管 栄養	ない	ある	280514	243316	37198	86.7%	87	50	37	57.5%	86.7%	99.9%	280601	280514	100.0%
	モニ タ ー 測定	ない	ある	280430	243220	37210	86.7%	171	146	25	85.4%	86.7%	99.9%	280601	280430	99.9%
	じょ くそ うの 処置	ない	ある	280173	243055	37118	86.8%	428	311	117	72.7%	86.8%	99.7%	280601	280173	99.8%

	カ ー テ ル	ない	ある	278616	241746	36870	86.8%	1985	1620	365	81.6%	86.8%	99.0%	280601	278616	99.3%
--	------------------	----	----	--------	--------	-------	-------	------	------	-----	-------	-------	-------	--------	--------	-------

表 10. 要支援 1 における認定調査項目別の簡素化要件評価（予測確率・見逃し確率・該当割合）

質問項目番号	質問項目	機能保持の回答	機能低下状態の回答	機能保持(機能低下せず)(n0)				機能低下状態(n1)				予測確率	見逃し確率 Pmissd	更新件数 (全数)	機能保持状態 件数	簡素化方向の回答 の割合 Psimp
				件数 (n0)	要介護度			件数(n1)	要介護度							
					変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合		変更無し	変更有り (重度変更)	変更無し割合					
				n0 = (a+c)	n0-m0=a	m0=c	a/(a+c)	n1=(b+d)	n1-m1=b	m1=d	b/(b+d)	a/(a+c)	c/(c+d)	N= (a+b+c+d)	n0 = (a+c)	(a+c)/ (a+b+c+d)
	意見書「短期記憶」	問題なし	問題あり	181707	160662	21045	88.4%	109111	78842	30269	72.3%	88.4%	41.0%	290818	181707	62.5%
	意見書「認知能力」	自立,いづらか困難	見守りが必要,判断できない,記載なし	185986	165907	20079	89.2%	104832	73597	31235	70.2%	89.2%	39.1%	290818	185986	64.0%
	意見書「伝達能力」	伝えられる,いづらか困難	具体的要求に限られる,伝えられない,記載なし	213643	186864	26779	87.5%	77175	52640	24535	68.2%	87.5%	52.2%	290818	213643	73.5%
	意見書「食事行為」	自立ないし何とか自分で食べられる	全面介助,記載なし	290015	238964	51051	82.4%	803	540	263	67.2%	82.4%	99.5%	290818	290015	99.7%
1-1	麻痺	なし	あり	218492	180927	37565	82.8%	72326	58577	13749	81.0%	82.8%	73.2%	290818	218492	75.1%
1-2	拘縮	なし	あり	228477	189832	38645	83.1%	62341	49672	12669	79.7%	83.1%	75.3%	290818	228477	78.6%
1-3	寝返り	できる,つかまれば可	できない	176651	146209	30442	82.8%	114167	93295	20872	81.7%	82.8%	59.3%	290818	176651	60.7%
1-4	起き上がり	できる,つかまれば可	できない	22403	16800	5603	75.0%	268415	222704	45711	83.0%	75.0%	10.9%	290818	22403	7.7%

1-5	座位保持	できる,自分で支えれば可	支えが必要,できない	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1-6	両足での立位	できる,支えが必要	できない	253845	212129	41716	83.6%	36973	27375	9598	74.0%	83.6%	81.3%	290818	253845	87.3%
1-7	歩行	できる,つかまれば可	できない	162749	136791	25958	84.1%	128069	102713	25356	80.2%	84.1%	50.6%	290818	162749	56.0%
1-8	立ち上がり	できる,つかまれば可	できない	14622	8330	6292	57.0%	276196	231174	45022	83.7%	57.0%	12.3%	290818	14622	5.0%
1-9	片足での立位	できる,支えが必要	できない	64204	52533	11671	81.8%	226614	186971	39643	82.5%	81.8%	22.7%	290818	64204	22.1%
1-10	洗身	介助されていない,一部介助	全介助,行っていない	236050	206895	29155	87.6%	54768	32609	22159	59.5%	87.6%	56.8%	290818	236050	81.2%
1-11	つめ切り	介助されていない,一部介助	全介助	211115	183949	27166	87.1%	79703	55555	24148	69.7%	87.1%	52.9%	290818	211115	72.6%
1-12	視力	普通,1 m先が見える	目の前が見える,ほとんど見えず,判断不能	259689	215004	44685	82.8%	31129	24500	6629	78.7%	82.8%	87.1%	290818	259689	89.3%
1-13	聴力	普通,やっと聞こえる	大声が聞こえる,ほとんど聞こえず,判断不能	183631	152741	30890	83.2%	107187	86763	20424	80.9%	83.2%	60.2%	290818	183631	63.1%
2-1	移乗	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	289719	238733	50986	82.4%	1099	771	328	70.2%	82.4%	99.4%	290818	289719	99.6%
2-2	移動	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	286083	236162	49921	82.6%	4735	3342	1393	70.6%	82.6%	97.3%	290818	286083	98.4%
2-3	えん下	できる,見守り等	できない	275022	226831	48191	82.5%	15796	12673	3123	80.2%	82.5%	93.9%	290818	275022	94.6%
2-4	食事摂取	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	289359	238656	50703	82.5%	1459	848	611	58.1%	82.5%	98.8%	290818	289359	99.5%

2-5	排尿	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	284741	236539	48202	83.1%	6077	2965	3112	48.8%	83.1%	93.9%	290818	284741	97.9%
2-6	排便	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	289427	238907	50520	82.5%	1391	597	794	42.9%	82.5%	98.5%	290818	289427	99.5%
2-7	口腔清潔	介助されていない,一部介助	全介助	283503	236631	46872	83.5%	7315	2873	4442	39.3%	83.5%	91.3%	290818	283503	97.5%
2-8	洗顔	介助されていない,一部介助	全介助	285799	237520	48279	83.1%	5019	1984	3035	39.5%	83.1%	94.1%	290818	285799	98.3%
2-9	整髪	介助されていない,一部介助	全介助	287297	238203	49094	82.9%	3521	1301	2220	36.9%	82.9%	95.7%	290818	287297	98.8%
2-10	上衣の着脱	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	285958	237172	48786	82.9%	4860	2332	2528	48.0%	82.9%	95.1%	290818	285958	98.3%
2-11	ズボン等の着脱	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	286614	237602	49012	82.9%	4204	1902	2302	45.2%	82.9%	95.5%	290818	286614	98.6%
2-12	外出頻度	週1回以上,月1回以上	月1回未満	225131	192556	32575	85.5%	65687	46948	18739	71.5%	85.5%	63.5%	290818	225131	77.4%
3-1	意思の伝達	できる,ときどきできる	ほとんど不可,できない	285523	236713	48810	82.9%	5295	2791	2504	52.7%	82.9%	95.1%	290818	285523	98.2%
3-2	毎日の日課を理解	できる	できない	285688	238289	47399	83.4%	5130	1215	3915	23.7%	83.4%	92.4%	290818	285688	98.2%
3-3	生年月日をいう	できる	できない	289519	239135	50384	82.6%	1299	369	930	28.4%	82.6%	98.2%	290818	289519	99.6%
3-4	短期記憶	できる	できない	273263	232763	40500	85.2%	17555	6741	10814	38.4%	85.2%	78.9%	290818	273263	94.0%
3-5	自分の名前をいう	できる	できない	290781	239493	51288	82.4%	37	11	26	29.7%	82.4%	99.9%	290818	290781	100.0%
3-6	今の季節を理解	できる	できない	281854	236260	45594	83.8%	8964	3244	5720	36.2%	83.8%	88.9%	290818	281854	96.9%

3-7	場所の理解	できる	できない	289897	239317	50580	82.6%	921	187	734	20.3%	82.6%	98.6%	290818	289897	99.7%
3-8	徘徊	ない,ときどきある	ある	290332	239398	50934	82.5%	486	106	380	21.8%	82.5%	99.3%	290818	290332	99.8%
3-9	外出して戻れない	ない,ときどきある	ある	290096	239313	50783	82.5%	722	191	531	26.5%	82.5%	99.0%	290818	290096	99.8%
4-1	被害的	ない,ときどきある	ある	285990	237436	48554	83.0%	4828	2068	2760	42.8%	83.0%	94.6%	290818	285990	98.3%
4-2	作話	ない,ときどきある	ある	284673	236888	47785	83.2%	6145	2616	3529	42.6%	83.2%	93.1%	290818	284673	97.9%
4-3	感情が不安定	ない,ときどきある	ある	284957	236211	48746	82.9%	5861	3293	2568	56.2%	82.9%	95.0%	290818	284957	98.0%
4-4	昼夜逆転	ない,ときどきある	ある	289569	238763	50806	82.5%	1249	741	508	59.3%	82.5%	99.0%	290818	289569	99.6%
4-5	同じ話をする	ない,ときどきある	ある	277820	232283	45537	83.6%	12998	7221	5777	55.6%	83.6%	88.7%	290818	277820	95.5%
4-6	大声を出す	ない,ときどきある	ある	289084	238747	50337	82.6%	1734	757	977	43.7%	82.6%	98.1%	290818	289084	99.4%
4-7	介護に抵抗	ない,ときどきある	ある	290112	239281	50831	82.5%	706	223	483	31.6%	82.5%	99.1%	290818	290112	99.8%
4-8	落ち着きなし	ない,ときどきある	ある	290093	239352	50741	82.5%	725	152	573	21.0%	82.5%	98.9%	290818	290093	99.8%
4-9	一人で出たがる	ない,ときどきある	ある	290504	239405	51099	82.4%	314	99	215	31.5%	82.4%	99.6%	290818	290504	99.9%
4-10	収集癖	ない,ときどきある	ある	289949	239289	50660	82.5%	869	215	654	24.7%	82.5%	98.7%	290818	289949	99.7%
4-11	物や衣類を壊す	ない,ときどきある	ある	290677	239461	51216	82.4%	141	43	98	30.5%	82.4%	99.8%	290818	290677	100.0%
4-12	ひどい物忘れ	ない,ときどきある	ある	247723	211396	36327	85.3%	43095	28108	14987	65.2%	85.3%	70.8%	290818	247723	85.2%

4-13	独り言・独り笑い	ない,ときどきある	ある	289404	238849	50555	82.5%	1414	655	759	46.3%	82.5%	98.5%	290818	289404	99.5%
4-14	自分勝手に行動する	ない,ときどきある	ある	286096	237278	48818	82.9%	4722	2226	2496	47.1%	82.9%	95.1%	290818	286096	98.4%
4-15	話がまとまらない	ない,ときどきある	ある	285210	236048	49162	82.8%	5608	3456	2152	61.6%	82.8%	95.8%	290818	285210	98.1%
5-1	薬の内服	介助されていない,一部介助	全介助	216536	195268	21268	90.2%	74282	44236	30046	59.6%	90.2%	41.4%	290818	216536	74.5%
5-2	金銭の管理	介助されていない,一部介助	全介助	202309	182217	20092	90.1%	88509	57287	31222	64.7%	90.1%	39.2%	290818	202309	69.6%
5-3	日常の意思決定	できる,特別な場合を除いてできる	日常的に困難,できない	143817	129805	14012	90.3%	147001	109699	37302	74.6%	90.3%	27.3%	290818	143817	49.5%
5-4	集団への不適応	ない,ときどきある	ある	289773	239003	50770	82.5%	1045	501	544	47.9%	82.5%	98.9%	290818	289773	99.6%
5-5	買い物	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	126788	117088	9700	92.3%	164030	122416	41614	74.6%	92.3%	18.9%	290818	126788	43.6%
5-6	簡単な調理	介助されていない,見守り等	一部介助,全介助	189611	168562	21049	88.9%	101207	70942	30265	70.1%	88.9%	41.0%	290818	189611	65.2%
	点滴の管理	ない	ある	290534	239292	51242	82.4%	284	212	72	74.6%	82.4%	99.9%	290818	290534	99.9%
	中心静脈栄養	ない	ある	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	透析	ない	ある	290325	239121	51204	82.4%	493	383	110	77.7%	82.4%	99.8%	290818	290325	99.8%
	ストーマの処置	ない	ある	290454	239237	51217	82.4%	364	267	97	73.4%	82.4%	99.8%	290818	290454	99.9%
	酸素療法	ない	ある	288561	237920	50641	82.5%	2257	1584	673	70.2%	82.5%	98.7%	290818	288561	99.2%

	レスピレーター	ない	ある	290639	239354	51285	82.4%	179	150	29	83.8%	82.4%	99.9%	290818	290639	99.9%
	気管切開の処置	ない	ある	290766	239466	51300	82.4%	52	38	14	73.1%	82.4%	100.0%	290818	290766	100.0%
	疼痛の看護	ない	ある	290760	239474	51286	82.4%	58	30	28	51.7%	82.4%	99.9%	290818	290760	100.0%
	経管栄養	ない	ある	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	モニター測定	ない	ある	290724	239427	51297	82.4%	94	77	17	81.9%	82.4%	100.0%	290818	290724	100.0%
	じょくそうの処置	ない	ある	290760	239468	51292	82.4%	58	36	22	62.1%	82.4%	100.0%	290818	290760	100.0%
	カテーテル	ない	ある	290684	239411	51273	82.4%	134	93	41	69.4%	82.4%	99.9%	290818	290684	100.0%

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
分担研究報告書

認定調査特記事項の記述内容と要介護二次判定(重度化)との関連に関する研究

研究代表者 高橋 秀人 (帝京平成大学 薬学部)

研究分担者 松田智行 (茨城県立医療大学 保健医療学部)

【研究要旨】

要介護認定の二次判定では、一次判定が主治医意見書・認定調査特記事項を踏まえて見直される。本研究は、審査判定プロセス等を補助する AI システムの構築のため、認定調査特記事項の記述内容と一次判定から二次判定への重度化との関連を明らかにすることを目的とした。つくば市から提供された匿名化要介護認定情報（2018 年 4 月～2019 年 3 月）を用い、認定調査特記事項（計 58 項目）1,444 件と一次・二次判定結果 6,043 件を突合した 1,366 件（重度化 196 件、軽度化 3 件）を解析対象とした。第 1～7 群ごとに、重度化の有無の 2 群間で記述語句を形態素解析により抽出し、出現頻度に基づく重み付きログオッズ比の z 値で重度化群の特徴語を同定した。重度化群を特徴づける語が多くの群で抽出された一方、変更なし群の特徴語はわずかであった。第 4 群（精神・行動障害）で特徴語が最も多く z 値も高く、認知症の行動・心理症状（BPSD）に関する記述が重度化と強く関連した。認定調査特記事項、とりわけ精神・行動障害領域の記述は二次判定の重度化と関連し、形態素解析による定量化は審査判定を補助する AI システム開発の基礎資料となる。

A. 研究目的

要介護認定審査における自治体の負担は大きく、現在、二次判定の簡素化が進められているが、さらなる効率化及び公平化のため「自動化システム」の導入が期待されている。自動化システムには、どのような根拠でその結果に至ったのかを説明する説明可能性が求められ、そのため認定審査会における審査ロジックを把握することが重要となる。本研究は、審査判定プロセス等を補助する AI システムの構築のために、認定調査特記事項（特記事項）の記述内容と、一次判定から二次判定への重度化の有無との関連を明らかにすることを目的とする。

B. 研究方法

つくば市から提供された、匿名化された要介護認定情報（2018 年 4 月～2019 年 3 月）を用いた。認定調査特記事項（第 1 群「身体機能・起居」～第 7 群「日常生活自立度」の計 58 項目）1,444 件と、一次・二次判定結果 6,043 件を匿名化 ID で突合し、1,366 件（重度化 196 件、軽度化 3 件、変更なし 1,167 件）を解析対象とした。判定区分は非該当～要介護 5 の順に重症度が増すものとし、二次判定が一次判定より重い場合を「重度化」と定義した。

第 1～7 群のそれぞれについて、重度化の有無で定義した 2 群間で記述内容に差のある語

句を形態素解析により抽出した（名詞・動詞・形容詞の原形，2文字以上，出現10回以上）。各語が重度化群・変更なし群のいずれを特徴づけるかを，出現頻度に基づく重み付きログオッズ比（Monroe et al.）のz値で評価し， $z \geq 1.96$ を有意， $1.40 \leq z < 1.96$ を傾向とした。なお，本研究は匿名化されたデータを用い，関係機関の倫理審査委員会の承認のもとで実施した。

C. 研究結果

重度化群を特徴づける語が多く群で抽出された一方，変更なし群を特徴づける語はわずか（第2群の「習慣」（-1.53）・「用意」（-1.52））であった。

第4群（精神・行動障害）で特徴語が最も多く，z値も高く，「泥棒」（+3.59），「孫娘」（+3.40），「片付け」（+2.78），「作り話」（+2.29）など，被害的言動・収集・徘徊に関わる語が並んだ。また，「他人」（+1.72）・「部屋」（+1.67），「入る」（+1.58）など，他者への関わりに関する語が重度化の傾向を示した。

その他の群では，第1群（身体機能）は「緊張」（+2.50）・「整う」（拘縮・可動域），第2群（生活機能）は「ヘルパー」（+3.15）が重度化を特徴づけた。第3群（認知機能）は「無い」（+2.98）・「自立」（+2.59）・「町名」（+2.20）・「方向」（+2.01）が重度化を特徴づけ，「曖昧」（+1.95）・「受け答え」（+1.62）・「問い」（+1.50）・「答え」（+1.43）など，問いかけや反応に関する語が重度化の傾向を示した。第5～7群でも「施設」（+1.64），「吸引」（+1.47），「車いす」（+1.46），等が重度化の傾向を示した。

さらに，嚥下や口腔機能に関係する語が，第2群（生活機能）では「注入」（+1.86）・「嚥下」（+1.52）・「口腔」（+1.51），第5群（社会生活適応）では「注入」（+1.57），第6群（特別な医療）では「吸引」（+1.47）と，各群に

て重度化の傾向を示した。（表1）。

表1 群別にみた重度化を特徴づける主な語とz値

群	項目数	重度化群を特徴づける主な語（z値）
第1群 身体機能・起居	13	緊張(+2.50), 整う(+2.23), 硬い(+2.07)
第2群 生活機能	12	ヘルパー(+3.15), 忘れる(+2.13), 不良(+2.07), 折れる(+2.07), 注入(+1.86), 嚥下(+1.52), 口腔(+1.51)〔傾向〕
第3群 認知機能	9	無い(+2.98), 自立(+2.59), 町名(+2.20), 方向(+2.01), 曖昧(+1.95), 受け答え(+1.62), 問い(+1.50), 答え(+1.43)〔傾向〕
第4群 精神・行動障害	15	実施(+3.64), 泥棒(+3.59), 孫娘(+3.40), 片付け(+2.78), 返す(+2.72), 怒鳴る(+2.49), 他人(+1.72), 部屋(+1.67), 入る(+1.58)〔傾向〕
第5群 社会生活適応	6	施設(+1.64), 注入(+1.57), 毎日(+1.43)〔傾向〕
第6群 特別な医療	1	吸引(+1.47), 剥離(+1.43), 表皮(+1.43)〔傾向〕
第7群 日常生活自立度	2	車いす(+1.46)〔傾向〕

（注）z値が正の語は重度化群，負の語は変更なし群を特徴づける。〔傾向〕は $1.40 \leq z < 1.96$ 。

D. 考察

認定調査特記事項の記述内容は，一次判定では捉えにくい重症度に関する情報を含み，二次判定の重度化に反映されていると考えられる。とりわけ，認知症の行動・心理症状（BPSD）に関する記述が重度化と強く関連した。これは，BPSDが一次判定では過小に評価されやすく，審査会において記述内容を踏まえて重度化される傾向を反映していると解釈できる。また，基本調査項目における3つの軸の判定基準のうち，障害や現象（行動）の有無を確認し判定する項目で構成されている

ため、判断に迷う場合、2次判定での判定のため、特記事項で具体的な項目として記載する傾向があるのではないと考えられる。

嚥下や口腔機能に関する語について、強く重度化を示す語ではないが、重度化の傾向を示すことが明らかとなった。嚥下や口腔機能に関する記述は、食事や呼吸管理など生命維持のため、日中多くの介助を要することが推測され、その結果、重度化に反映している可能性が示唆された。

また、変更なし群を特徴づける語が乏しいことから、特記事項は主に重度化の判断材料として機能している可能性がある。これらの群別特徴語は、認定審査会における審査ロジックの視覚化に資するとともに、二次判定変更（重度化）を予測する説明変数・辞書として、審査判定を補助するAIシステムに活用できると考えられる。

本研究の限界として、対象が2018年度・特記事項の記載がある1,444件（突合1,366件）に限られること、軽度化が少数であること、OCRや記載様式に年度差がありうることが挙げられる。今後は、2023年度（学習・実装）データの記述内容を構造化して統合し、重度化を予測するモデルの構築と検証を進める必要がある。

E. 結論

認定調査特記事項、とりわけ精神・行動障害領域の記述は、要介護二次判定の重度化と関連する。形態素解析による記述内容の定量化は、介護認定審査会の審査判定プロセスを補助するAIシステムを開発するための基礎資料となる。

F. 健康危険情報

該当事項なし

G. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

OCR の読み込み技術に関する比較

研究分担者 蜂屋 孝太郎 (帝京平成大学 人文社会学部)

研究代表者 高橋 秀人 (帝京平成大学 薬学部)

研究要旨

【目的】

手書き文字を含む文書を対象とした機械学習システムの精度向上には、OCR の性能が重要である。本研究では、OCR 技術の変遷を整理するとともに、最新の Vision Language Model (VLM) を用いた手書き文字認識の有効性を評価することを目的とした。

【方法】

Google Scholar を用いて OCR に関する総説論文を調査し、主要技術の変遷を整理した。また、主治医意見書を模したダミーデータを用い、複数の VLM による手書きチェックおよび手書き文章の読み取り精度を比較評価した。

【結果】

手書きチェックの読み取りでは多くのモデルが高い精度を示し、特に一部のクローズドモデルは完全一致を達成した。一方、手書き文章の読み取りではモデル間で性能差が見られ、クローズドモデルが低い誤り率と高い精度を示した。

【結論】

VLM は手書き文書に対して高い性能を有するが、機密性の高い医療文書への適用においてはクラウド利用の制約がある。実運用では、セキュリティと性能のバランスを考慮したモデル選択および環境構築が重要である。

A. 研究目的

開発するシステムでは機械学習を活用する。学習で使用するデータセットには、手書き文字など、文字がテキストデータではなく画像データとして記録されている文書が含まれる。これらの文書を機械学習モデルに入力する場合、光学文字認識 (Optical Character Recognition: OCR) により画像情報をテキスト情報に変換してから入力する (一般的にはさらに数値やカテゴリ値に変換されてから入力される)。この OCR の精度は、最終的な機械学習モデルの性能にも影響を与える。したがって、適切な OCR 技術を採用することが重要である。本研究では、そのための技術調査および予備的な評価を実施し、

その結果を報告する。

B. 研究方法

OCR 技術の調査では、Google Scholar を用いてキーワード「OCR」により総説論文の検索を行い、関連度上位 20 件のオープンアクセス論文を抽出し [1] - [20]、主要技術の変遷を整理した。

OCR の予備的評価では、実際の主治医意見書を模したダミーデータ (1 名分・2 ページ、付録の縮小図参照) を用い、以下の 2 種類の情報について、主要な Vision Language Model (VLM) による読み取り精度を評価した。

- チェックボックス上の手書きチェック
 - 手書き文章 (診断名、傷病経過、特記事項)
- 評価対象の VLM として、以下のモデル下を選定

表 1. OCR 技術の変遷

時代	主流認識方式	前世代の限界・移行背景	主な改善点
黎明期 (～1940年代)	アナログテンプレートマッチング	電信・視覚障害者支援ニーズ	機械的な文字変換の実現
第1世代 (1950～60年代)	専用フォントテンプレートマッチング	コンピュータ登場による大量データ入力需要	デジタルデータへの変換
第2世代 (1960～70年代中)	エッジ・輪郭パターン認識	専用フォントしか読めない制約が実用上の障壁	汎用フォント、手書き数字対応
第3世代 (1970～80年代)	多次元特徴抽出+統計的分類	通常フォントや漢字の手書き認識に限界	漢字認識、任意手書き対応
デジタル化時代 (1990～2000年代)	HMM+ソフトウェア化	専用機コストの高さ、多様化する文書形態	一般化、低価格化、商業展開
ディープラーニング (2010年代)	CNN+LSTM+CTC	手動特徴設計の限界、精度95%の壁	認識精度99%、End-to-End学習
Transformer/VLM (2017年～)	Vision Transformer + LLM	文字は認識できても意味や構造が理解できない	構造理解、内容理解、多言語対応

略語: OCR, Optical Character Recognition (光学文字認識); HMM, Hidden Markov Model (隠れマルコフモデル); CNN, Convolutional Neural Network (畳み込みニューラルネットワーク); CTC, Connectionist Temporal Classification (コネクションスト時系列分類); VLM, Vision Language Model (視覚言語モデル); LLM, Large Language Model (大規模言語モデル)

した。

- Qwen3.6 (パラメータ数 35B)
- GLM-4.6V (パラメータ数 106B)
- GPT-5.5
- Gemini 3.1 Pro Preview
- Claude Opus 4.7

前者 2 モデルは、モデルファイルが公開されているオープンウェイトモデルのうち、OCR 性能に定評のある系列の最新バージョンである。後者 3 モデルは、モデルファイルが公開されていないクローズドモデルのうち、各種ベンチマークにおいて高い性能を示す商用モデルである。いずれのモデルも OpenRouter 社の API サービスを利用して推論処理を実行した。

手書きチェックの読み取りでは以下の指示をプロンプトとして入力した。

「この主治医意見書において、チェックボックスにチェックが入っている箇所の文字を読み取ってください。」

1 ページ目の手書き文字の読み取りでは以下の指示をプロンプトとして与えた。

「この主治医意見書に記載されている、『診断名及び発症年月日』と『生活機能低下の直接の原因となっている傷病または特定疾病の経過及び投薬内容を含む治療内容』を読み取ってください。誤字は修正してください。しかし、意訳せずにできるだけ原文のままとしてください。」

2 ページ目の手書き文字の読み取りでは、上記のプロンプトにおける読み取り箇所を「特記すべき事項」に置き換えた。推論結果のばらつきを抑え、再現性を確保するため、確率的生成の

自由度を適度に制限する目的で temperature = 0.5 を設定した。

C. 研究結果

1. OCR の歴史と技術変遷

OCR (光学文字認識) は、画像として取得された文字情報をテキストデータに変換する技術であり、文書電子化や業務自動化などに広く用いられている。本技術は約 100 年にわたり発展し、「文字認識」から「文書理解」へと進化してきた (表 1)。

初期 (1910 年代～1940 年代) は、光電管を用いたアナログ的なパターンマッチングが主流であり、対応文字や精度に大きな制約があった。1950～1960 年代前半には、OCR 専用フォント (OCR-A/B) を前提としたテンプレートマッチング方式が実用化され、商用利用が始まったが、一般文書や手書き文字には対応できなかった。

1960 年代後半～1970 年代には、輪郭や線分といった特徴を抽出するパターン認識技術が導入され、複数フォントへの対応が進んだ。また、日本では郵便番号認識などの実用化が進展したが、手書き文字やノイズへの耐性には課題が残った。

1970 年代後半～1980 年代には、特徴量を数値化し統計的に分類する手法が主流となり、認識精度が向上した。しかし、特徴設計が人手に依存し、複雑な文書への対応には限界があった。

1990 年代～2000 年代初頭には、PC 普及に伴いソフトウェア OCR が一般化し、HMM (隠れマ

ルコフモデル) や辞書補正により精度が改善された。印刷文字では高精度を達成した一方、非定型帳票や手書き文字の認識は依然として困難であった。

2010 年代にはディープラーニングが導入され、CNN (Convolutional Neural Network)・LSTM (Long Short-Term Memory)・CTC (Connectionist Temporal Classification)を組み合わせた手法により、特徴抽出と系列認識が自動化され、特に手書き文字認識の精度が飛躍的に向上した。しかし、文書全体の構造理解には課題が残った。

近年 (2017 年以降) は Transformer を基盤としたモデルが登場し、OCR は VLM (Vision-Language Model) へと発展している。これにより、画像から直接情報を抽出し、表構造や意味内容を含めて理解・出力することが可能となった。現在では、OCR は単なる文字認識ではなく、文書構造解析や意味理解を含む統合的な技術へと進化している。

2. OCR ツールの予備的評価

手書きチェックの読み取り精度を表 2 に示す。ここで、チェックがある項目を正しく抽出できた数を TP (True Positive)、チェックがあるのに見落とした数を FN (False Negative)、チェックがない項目、もしくはチェック項目でないものをチェックがあるものとして抽出した数を FP (False Positive) としてカウントし、再現率と適合率、F1 スコアを算出した。

表 2. 手書きチェックの読み取り精度

	再現率	適合率	F1 スコア
GLM-4. 6V	0. 91	0. 94	0. 92
Qwen3. 6	0. 99	0. 94	0. 96
Claude Opus 4. 7	1. 00	0. 92	0. 96
GPT-5. 5	1. 00	1. 00	1. 00
Gemini 3. 1 Pro Prev.	1. 00	1. 00	1. 00

手書き文字の読み取り精度を表 3 に示す。ここで、最短編集距離は正解文字列を推定結果に変換するために必要な挿入・削除・置換の最小回数を表す指標である。CER (Character Error Rate) は、この最短編集距離を正解文字数で正規化した文字誤り率であり、値が小さいほど精度が高いことを示す。また、精度は CER を基に算出した正解率 (1 - CER) として定義した。

表 3. 手書き文字の読み取り精度

	最短編集距離	CER	精度
GLM-4. 6V	228	0. 60	0. 40
Qwen3. 6	82	0. 22	0. 78
Claude Opus 4. 7	33	0. 09	0. 91
GPT-5. 5	28	0. 07	0. 93
Gemini 3. 1 Pro Prev.	23	0. 06	0. 94

D. 考察

本研究では、OCR 技術の歴史的変遷の整理とともに、最新の VLM を用いた手書き文字認識の性能を予備的に評価した。その結果、従来の OCR と比較して、VLM は手書き文字を含む文書に対して高い認識精度を有することが確認された。

手書きチェックの読み取りにおいては、すべてのモデルが高い F1 スコアを示し、とくに GPT-5. 5 および Gemini 3. 1 Pro Preview は完全一致を達成した。このことから、単純な視覚的パターンの抽出に関しては、現代の VLM が極めて高い性能を有することが示唆される。一方で、手書き文章の読み取りでは、モデル間で顕著な性能差が見られ、GPT-5. 5 および Gemini 3. 1 Pro Preview が最も低い CER と高い精度を示した。これに対し、GLM-4. 6V および Qwen3. 6 では誤認識が多く、長文になるほど誤りが蓄積する傾向が確認された。これらの結果は、モデルの規模や学習データの違いが認識性能に大きく影響することを示している。

また、手書きチェックと手書き文章の結果の差から、単純な記号認識に比べ、文脈を伴う文字列認識の難易度が高いことが明らかとなった。これは、後者が文字認識に加えて文脈理解や言語生成能力にも依存するためであり、VLM の特性がより強く反映される領域であると考えられる。

一方で、本研究の対象である要介護認定審査会資料は、個人の医療・生活情報を含む機密性の高い文書である。このため、クラウド上でのみ提供されるクローズドモデル (GPT-5. 5 や Gemini など) を実運用で利用することには、情報セキュリティおよび法令遵守の観点から制約が生じる可能性が高い。すなわち、本研究で高い性能を示したモデルが必ずしも実運用に適用可能とは限らないという課題が存在する。

この点において、オープンウェイトモデルである Qwen3. 6 および GLM-4. 6V は、ローカル環境での運用が可能であり、機密情報を外部に送信せずに処理できるという利点を有する。ただし、本評価ではこれらのモデルはクローズドモ

デルと比較して認識精度が劣る結果となっており、セキュリティと性能のトレードオフが明確に示された。

以上より、実運用を見据えた OCR システムの設計においては、単純な認識性能だけでなく、データの機密性や運用環境を含めた要件を総合的に考慮する必要がある。今後は、ローカル実行可能なモデルの性能向上や、オンプレミス環境での安全な推論基盤の整備、さらには匿名化や部分的クラウド利用といったハイブリッドな運用方法の検討が重要である。

また、本研究は 1 サンプルに基づく予備的評価であるため、今後はデータ数を拡充し、より多様な帳票・筆跡に対する性能評価を行うことで、実用化に向けた信頼性の検証を進める必要がある。

E. 結論

本研究では、OCR 技術の変遷を整理するとともに、最新の VLM を用いた手書き文字認識の性能を予備的に評価した。その結果、VLM は従来の OCR と比較して高い認識精度を示し、特に手書き文書に対して有効であることが確認された。一方で、クラウド上で提供される高性能モデルは機密性の高い医療文書への適用に制約があり、実運用においてはオープンウェイトモデルとの性能およびセキュリティのトレードオフを考慮する必要がある。今後は、安全性を確保した運用環境の構築とローカルモデルの性能向上を通じて、実用的な OCR システムの実現を目指す。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

参考文献

- [1] Thi Tuyet Hai Nguyen, Adam Jatowt, Mickael Coustaty, Antoine Doucet, "Survey of Post-OCR Processing Approaches," ACM Comput. Surv. 54(6), 2022.
- [2] Safiullah Faizullah, Muhammad Sohaib Ayub, Sajid Hussain, Muhammad Asad Khan, "A Survey of OCR in Arabic Language: Applications, Techniques, and Challenges" Applied Sciences 13(7), 2023.
- [3] Jamshed Memon, Maira Sami, Rizwan Ahmed Khan, Mueen Uddin, "Handwritten Optical Character Recognition (OCR): A Comprehensive Systematic Literature Review (SLR)," IEEE Access 8, 2020.
- [4] Nishant Subramani, Alexandre Matton, Malcolm Greaves, Adrian Lam, "A Survey of Deep Learning Approaches for OCR and Document Understanding," arXiv:2011.13534 [cs.CL], 2021.
- [5] Xujun Peng, Huaigu Cao, Srirangaraj Setlur, Venu Govindaraju, Prem Natarajan, "Multilingual OCR research and applications: an overview," Proceedings of the 4th International Workshop on Multilingual OCR (MOCR '13), 2013.
- [6] Rayyan Najam, Safiullah Faizullah, "Analysis of Recent Deep Learning Techniques for Arabic Handwritten-Text OCR and Post-OCR Correction," Applied Sciences 13(13), 2023.
- [7] K.Karthick, K.B.Ravindrakumar, R.Francis, S.Ilankannan, "Steps Involved in Text Recognition and Recent Research in OCR; A Study," International Journal of Recent Technology and Engineering 8(1), 2019.
- [8] Everistus Zeluwa Orji, Ali Haydar, İbrahim Erşan, Othmar Othmar Mwambe, "Advancing OCR Accuracy in Image-to-LaTeX Conversion—A Critical and Creative Exploration," Applied Sciences 13(22), 2023.
- [9] Jay Dilipbhai Thanki, Priyank Dineshbhai Davda, Dr. Priya Swaminarayan, "A Review on OCR Technology," Journal of Emerging Technologies and Innovative Research 8(4), 2021.
- [10] B. Anuradha Srinivas, Arun Agarwal, C. Raghavendra Rao, "An Overview of OCR

Research in Indian Scripts,” International Journal of Computer Sciences and Engineering Systems 2(2), 2008.

- [11] Amarjot Singh, Ketan Bacchuwar, Akshay Bhasin, “A Survey of OCR Applications,” International Journal of Machine Learning and Computing 2(3), 2012.
- [12] Clemens Neudecker, Konstantin Baierer, Mike Gerber, Christian Clausner, Apostolos Antonacopoulos, Stefan Pletschacher, “A survey of OCR evaluation tools and metrics,” Proceedings of the 6th International Workshop on Historical Document Imaging and Processing (HIP '21), 2021.
- [13] Noman Islam, Zeeshan Islam, Nazia Noor, “A Survey on Optical Character Recognition System,” Journal of Information & Communication Technology 10(2), 2016.
- [14] Rohit Verma, Jahid Ali, “A-Survey of Feature Extraction and Classification Techniques in OCR Systems,” International Journal of Computer Applications & Information Technology, 1(3), 2012.
- [15] Sivashanth Suthakar, Sarveswaran Kengatharaiyer, Andrew Charles Eugene Yugarajah, “Comprehensive Evaluation of Tamil OCR Systems: A Survey, Dataset Creation, Benchmarking, and Error Analysis,” International Journal on Advances in ICT for Emerging Regions 18 (3), 2025.
- [16] U. Pal, B.B. Chaudhuri, “Indian script character recognition: a survey, Pattern Recognition 37(9), 2004.
- [17] Manoj Sonkusare, Narendra Sahu, “A survey on handwritten character recognition (HCR) techniques for English alphabets,” Advances in Vision Computing: An International Journal 3(1), 2016.
- [18] Ayush Purohit, Shardul Singh Chauhan, “A Literature Survey on Handwritten Character Recognition,” International Journal of Computer Science and Information Technologies 7(1), 2016.
- [19] Xiaoxue Chen, Lianwen Jin, Yuanzhi Zhu, Canjie Luo, Tianwei Wang, “Text Recognition in the Wild: A Survey,” ACM Comput. Surv. 54(2), 2022.
- [20] Sukhjinder Singh, Naresh Kumar Garg, Munish Kumar, “Feature extraction and classification techniques for handwritten Devanagari text recognition: a survey,” Multimed Tools Appl 82, 2023.

付録：

OCR の予備的評価で使した主治医意見書の模擬データ

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための
研究」

分 担 研 究 報 告 書

行政データの学術活用に関する行政側の考察

研究協力者 鈴木 愛 (つくば市保健部 国民健康保険課,
筑波大学人間総合科学学術院人間総合科学研究群パブリック
ヘルス学位プログラム)

研究協力者 黒田 直明 (つくば市保健部 顧問,
国立研究開発法人/国立精神・神経医療研究センター
精神保健研究所/公共精神健康医療研究部)

研究代表者 高橋 秀人 (筑波大学 医学医療系)

研究分担者 森山 葉子 (国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部)

研究要旨

【目的】

自治体保有データの利活用が推進されている一方で、依然として課題も残っている。しかし、本研究課題では、行政と連携し、行政保有データを活用することが重要な柱となっているため、データ提供に関わる提供体制の構築の経緯や実際の運用について報告するとともに、行政データの利活用に関する考察を行うことを目的とする。

【方法】

データ提供にあたり合意書を作成することとなった。管理体制や運用のルールについて、自治体サイドと研究班サイドにおける窓口役として、連絡調整や双方の意見整理を担い、合意書の締結に向けて進めた。

【結果】

合意書の作成および締結を経て、データ提供まで完了した。

【結論】

行政のデータを利活用することで、住民サービスの向上や事業の効果検証、また、業務効率化に資することが期待できる。そのためには、行政との連携や関係性構築が求められる。

A. 研究目的

昨今、デジタル化の進展や EBPM (Evidence-Based-Policy-Making : 根拠に基づく政策立案) の推進に伴い、行政データの利活用が推進されており利活用に対する関心が高まっている。特に医療介護福祉分野においては、データを利活用し地域課題の把握や住民の健康増進等に係る取り組みを実施することが期待されている。

それに伴い行政内部のデータを外部で利用することも増えてきている一方で、個人情報保護やセキュリティの観点からの課題、また、データ提供に関する法的な整理といった課題は依然として存在している²⁾。さらに、行政データは個人情報を含んでいるため、匿名化の処理後のデータであったとしても提供には慎重な姿勢を伴う場合もある。

行政データを活用するためには、データを提

供する側、授受する側双方におけるデータ利活用に関する理解や信頼関係の構築が重要となり、データの管理体制や運用方法など、関係機関間で十分な協議を行う必要がある。

本研究課題では、行政と連携し行政保有データを活用することが重要な柱となっている。そこで本報告書では、市町村保有データを厚労科研研究に利活用する体制の構築過程を示し、他の事例の参考になるような考察をすることを目的とする。

B. 研究方法

まずはじめに、本研究課題開始前の状況を述べておく。研究分担機関である筑波大学とつくば市では、令和4年に医療介護分野データの提供についての覚書（「つくば市及び国立大学法人筑波大学の医療介護分野におけるデータ分析に関する覚書」）を締結しており、既にデータの提供については数回やりとりをしている状況であった。

次に本研究開始後の流れを概説する。研究班に提供する行政データは、要介護認定に関わる「認定調査データ」「認定調査特記事項情報」「1次判定結果から2次判定結果変更有無とその理由に関する情報」であり（これらデータは全て個人情報情報を削除した上で提供する）、研究協力者として著者らが研究班と自治体担当課との仲介役を担った。まずデータ提供にあたり、行政の担当課が本研究課題の意義を理解することが重要であると考え、研究開始当初に研究班と担当課で、研究班から研究の概要や意義、研究における自治体の役割を説明する場を設けた。その後、双方で研究の内容や意義、役割について共通の認識を持った上で、データ提供の枠組みを整えた。

データ提供の枠組みとしては、上述したように、既に研究分担機関である筑波大学とつくば市で医療介護分野データの提供についての覚書を締結している状況であったが、本研究課題の実施においては、データの種類等、当該覚書に含まれて

いない部分が存在したため、研究班と担当課で検討し、覚書に含まれていない事項について記載した誓約書を追加で作成することとなった。誓約書の作成の際には、連絡調整や合意形成に向けた調整、双方の意見整理を実施した。誓約書には、管理体制や運用方法、セキュリティ面、責任の所在を明記した。

データ提供を受ける研究機関側では、自治体と研究機関の間で結んだ覚書順守の徹底、情報漏洩防止のための体制整備、～および、研究者間での確認を行った。

C. 研究結果

仲介役として実施したアクションは以下である。

- ・研究班と担当課との連絡調整
- ・担当課に対する研究内容の説明および共有
- ・提供対象データに関する担当課・研究班との調整・整理
- ・誓約書締結に係る事務的調整および関係者間協議
- ・データの匿名化处理および提供対応

誓約書の作成、締結まで進めることができ、その後、研究班へのデータ提供を完了した。提供データの形式と期間は以下参照。

- ・認定調査データ：csv形式、2025年12月2024年11月審査分
- ・認定調査特記事項情報：pdf形式、2025年12月2024年11月審査分
- ・1次判定結果から2次判定結果変更有無とその理由に関する情報：pdf形式、2025年12月2024年11月審査分

D. 考察

令和7年度中にデータ提供体制の構築、データ提供まで進めることができた。

データを提供するまでの一連の活動をした経験から、行政職員の立場から考える行政データの有機的な利活用のための重要なポイントとして、①データ活用の意義に関する共通認識の形成、②

行政と研究機関をつなぐ仲介役の存在、③分析結果の現場への還元、の3つを考えた。

①について、データを「何のために使用するのか」「どのように活用するのか」「その活用によって何が明らかになるのか」を関係者間で共有し共通認識を形成することが重要であると考え。これにより、データの有用性や社会的意義に対する理解が深まり、データ活用の必要性に対する理解を促進につながることが期待できる。

②について、行政側に一定程度のデータの知識を有する職員の存在が重要であると考え。特に今回のような研究班との仲介役を担う場合には、必要であれば担当課に研究の意義や方法などをより理解しやすい形で説明することも求められる。そのため、双方のスムーズなコミュニケーションのためには双方の立場や専門性を踏まえながら連携を図ることのできる人材の存在は、行政データの利活用を進める上で重要な要素であろう。

③について、データ利活用の意義に対する行政側の理解を深めることに加えて、現場へ研究結果を還元するという視点が重要であると考え。直接的に住民の生活向上や医療費適正化に資する結果の還元はもちろんのこと、今回の取り組みのように直接的な還元ではない場合にあっても、研究成果が業務システムや業務フローの改善に間接的に寄与することで、行政側のデータ利活用に対する理解のさらなる促進につながると考える。

行政が所有しているデータは、医療介護レセプトのように日常業務の中で継続的に収集される悉皆性が高い貴重なデータに加え、ニーズ調査結果などの主観的な情報を含むデータも存在している。これらのデータを利活用することで住民サービスの向上や事業の効果検証、また、業務効率化³⁾に資することが期待できるため、まずは双方で信頼関係を築きながら、データを利活用することが求められる。

E. 結論

行政データを研究班に提供するためにデータ

提供体制の構築を進めた。行政のデータを利活用することで、住民サービスの向上や事業の効果検証、また、業務効率化に資することが期待できるため、活用に向けた行政との連携や関係性構築が求められる。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況 (予定を含む。)

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

参考文献

1. 内閣府. 内閣府におけるEBPMへの取り組み.
<https://www.cao.go.jp/other/kichou/ebpm/ebpm.html> (Accessed 2026-05-13).
2. 内閣官房. 第8回データ利活用制度・システム検討会資料. 「資料1 官民におけるデータ利活用について」.
https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/digital_gyozai/kaikaku/data8/data8_siryou1.pdf (Accessed 2026-05-13).
3. 総務省. 地方公共団体におけるデータ利活用ガイドブック. 「第1章 なぜ今、データ活用が必要なのか」.
https://www.soumu.go.jp/menu_seisaku/ictseisaku/ictriyou/bigdata.html (Accessed 2026-05-13).

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
分担研究報告書

政府系クラウド活用の現状

研究分担者 水島 洋（東京都健康長寿医療センター，健康長寿イノベーションセンター）

研究代表者 高橋 秀人（帝京平成大学 薬学部）

研究要旨

【目的】

政府系クラウド活用の現状と展望を整理し，来年度に向けて介護認定審査会の補助システムの在り方を検討する．

【方法】

政府系クラウド及び医療・介護分野の公的データベース解析基盤について，デジタル庁・総務省・厚生労働省・内閣官房が公表する一次資料を中心に整理する．

【結果】

クラウド活用の進捗は中央省庁と地方自治体で大きく異なる．すなわち，中央省庁では府省庁システムを中心にクラウド利用が一般化しつつある一方，地方自治体の基幹業務システムの標準化・ガバメントクラウド移行は当初の期限（令和7年度末）に間に合わず途上であり，全20業務※すべての移行を完了した自治体は全国の約3.7%にとどまる．本研究で開発する審査支援AIは，認定調査票や主治医意見書といった機微な個人情報を扱うため，データを外部に送信する商用クラウドAI（ChatGPTやClaude等）を利用できず，自治体内のオンプレミス又は閉域クラウド上で稼働させる必要がある．その閉域クラウドの有力な候補がガバメントクラウドである．

【結論】

行政機関ではクラウド利用が推進されているが，特に地方自治体では途上にある．介護認定審査会の補助AIは，個人情報保護の観点から商用クラウドAIを用いず，当面は自治体内のオンプレミス又は閉域クラウド（ガバメントクラウド等）での稼働を前提に設計することが妥当である．国の進み具合を確認しながらAIシステムの開発を進めることが重要と考える

A. 研究目的

政府系クラウド活用の現状と展望を考察し，本研究班が開発する介護認定審査会の二次判定補助システムの開発・運用基盤としての適性，及び将来的な全国展開の前提条件を見極める．

B. 研究方法

デジタル庁，総務省，厚生労働省，内閣官房が公表する一次資料（基本方針，審議会・検討会資料，標準仕様書，ガイドライン，報道発表）を中心に，令和8年（2026年）前半までに公開された文書を収集し，筆者自身の政府系クラウド利用経験を踏まえて，制度・基盤の整備状況と実装

上の含意を整理する。

C. 研究結果

C-1. 政府情報システムにおけるクラウド利用の方針と経緯

従来、政府が保有する機微なマイクロデータ（医療・介護や公的統計のマイクロデータ等）は、いわゆる「来所（オンサイト）型」の環境でのみ利用が認められてきた。すなわち、指定された施設に設置された専用端末でのみ閲覧・解析が可能で、利用には事前予約を要し、電子媒体の持ち込み禁止や監視カメラの設置など厳格なセキュリティ要件が課されていた。これらの専用端末は外部から隔離された閉域環境であり、機器更新の速度に整備が追いつかず、サポートの切れた OS（Windows 7 等）がそのまま用いられることもあった。

また、2018 年のクラウド・バイ・デフォルト原則の下では、クラウド利用が第一候補とされ、合理的な理由なく自前のサーバー（オンプレミス）を構築する場合には予算査定上不利に扱われた。このため、利便性に課題があっても政府系の環境を利用せざるを得ない事情があった。

こうした来所型・閉域型の不便さを、クラウド化・リモートアクセス化によって改善するために整備されたのが、後述する HIC（医療・介護データ等解析基盤）である。

クラウド利用の方針は次の経緯で整えられてきた。政府は 2018 年 6 月 7 日、各府省情報化統括責任者（CIO）連絡会議決定として「政府情報システムにおけるクラウドサービスの利用に係る基本方針」を定め、クラウド・バイ・デフォルト原則（クラウドサービスの利用を第一候補として検討する原則）を打ち出した¹⁾。同方針はその後改定され、現在はデジタル社会推進標準ガイドラ

イン群の一部（DS-310「政府情報システムにおけるクラウドサービスの適切な利用に係る基本方針」）として、単なるクラウド移行ではなく利用メリットを十分に得ることを重視する方針へと発展している²⁾。

このインフラとして、デジタル庁はガバメントクラウドを調達し、政府情報システムに求められるセキュリティ基準を満たす環境を整備・提供している³⁾。中央省庁のシステムについても、同原則の下でクラウド利用が進みつつある。

例えば総務省は、2020 年に第二期政府共通プラットフォームを AWS 上で運用開始し、各府省のシステムやウェブサイトの基盤をクラウド上に集約している。厚生労働省関係でも、NDB（医療レセプト等）や介護 DB の解析基盤である HIC がクラウド上に整備されるなど、クラウド化が進められている。独立行政法人についても、デジタル庁がガバメントクラウド利用の手続等の情報提供を行っている。

C-2. 国産クラウドの参入とデータ所在の論点

従来、パブリッククラウドは米国等のサーバーを利用するものが多く、日本の法律が適用される場所にデータを置けるかという観点で利用しづらい面があった。国内のデータセンターのみで構築できるサービスが提供されるようになったことが、クラウドファーストの機運を後押しする要因になったと考えられる。令和 8 年（2026 年）3 月 27 日、デジタル庁は、国内事業者であるさくらインターネットの「さくらのクラウド」が国産クラウドとして初めてガバメントクラウドの全技術要件を満たしたことを確認し、本番環境の提供が可能になったと発表した³⁾。これにより、データの所在やセキュリティを重視する場面での選択肢が広がった。

C-3. 地方自治体における利用と標準化の進捗

地方自治体におけるクラウド移行は、オンプレミス（施設内サーバー）に対する価格格的優位性が不十分なこと、従来の発注先がクラウド構築の技術や対応した仕様書作成の能力を必ずしも持たないことなどから、これまで進みにくかった。

また、地方自治体の政府クラウド接続は、従来クラウド ASP 経由という特殊な形態に限られ、使いにくかった。しかし、地方公共団体情報システム機構が整備を進める第5次 LGWAN のガバメントクラウド接続サービスにより接続が簡便化しており⁵⁾、今後、利用が進むと考えられる。

なお、移行の実態は途上にある。要介護認定情報を含む介護保険業務は標準化対象 20 業務に含まれ、標準準拠システムをガバメントクラウド上に構築することが標準化法（令和3年法律第40号）により求められている⁴⁾。2026年1月末時点で、システム単位の移行完了率は38.4%（13,283件）、1つ以上のシステムの移行を完了した団体は66.4%（1,188団体）である。一方、移行が令和8年度以降にずれ込む見込みの「特定移行支援システム」は全体の25.9%（8,956システム、令和7年12月末時点）にのぼり、これを1つ以上抱える団体は1,788団体中935団体（52.3%）である。20業務すべての移行を完了した団体は全国で約3.7%にとどまる⁶⁾。移行が遅れる背景には、移行後の運用経費が想定を上回って増加する費用面の課題等がある⁷⁾。

C-4. ガバメントクラウドの活用状況

ガバメントクラウドとして利用できるクラウドサービスは、デジタル庁の技術要件を満たした事業者に限られ、令和8年（2026年）時点で5事業者（Amazon Web Services, Google Cloud, Microsoft Azure, Oracle Cloud Infrastructure, さくらインターネット）が認定されている。このうちさくらインターネットの「さくらのクラウド」は、令和8年3月に国産クラウドとして初めて全

技術要件を満たし、本番環境の提供が可能となった³⁾。

中央省庁では、ガバメントクラウド上に政府職員向けの生成AI利用環境「源内」が構築され、活用が拡大している。源内は令和7年（2025年）5月にデジタル庁内（約1,100人）で運用を開始し、令和8年（2026年）1月に19省庁で試験利用、同年5月の大規模実証開始時点で約10万人が利用可能となった。今後、全府省庁約18万人への拡大が予定されている。その一部は令和8年4月にオープンソースとして公開され、地方自治体や企業も同様の環境を構築できる¹⁰⁾。

地方自治体では、前節のとおり基幹業務システムのガバメントクラウドへの移行が進行している。令和8年1月末時点でシステム単位の移行完了率は38.4%（13,283件）に達する一方、20業務すべての移行を完了した団体は全国約1,741団体のうち約3.7%にとどまる⁶⁾。

D. 考察

(a) 稼働環境の制約 補助AIは認定調査票・主治医意見書という要配慮個人情報扱い、これらを外部に送信する商用クラウドAIを利用できない。したがって稼働環境は、データを外部に送出しない閉域環境（自治体内のオンプレミス又は閉域クラウド）に限定される。この制約から二点が導かれる。第一に、学習・開発に用いるデータは当面、対象自治体（T市等）の個別のデータ構造を前提とせざるを得ないため、データ要件・連携要件の標準仕様に準拠した設計を採り、標準化完了後の他自治体への展開に接続できるよう備えることが妥当であると考えられる。第二に、当面は自治体内のオンプレミス環境を基本とし、標準化・ガバメントクラウド移行の進展に応じて、閉域クラウドであるガバメントクラウド上での稼働へ展開することが現実的であると考えられる。

(b) 基盤の整備状況 中央省庁では政府共通プラットフォーム等を通じてクラウド利用が進み、

地方自治体でも標準化・ガバメントクラウド移行が進行している。ガバメントクラウドは政府の定めるセキュリティ基準を満たす閉域環境であり、(a)の制約を満たす有力な候補である。とりわけ大規模言語モデル(LLM)を用いる場合、自治体内の単独のオンプレミス環境では計算資源や運用面の制約が大きく、閉域でありながら計算基盤を備えるガバメントクラウドに優位性があると考えられる。ただし、ガバメントクラウド上で機械学習・生成 AI モデルを稼働させる環境のが確立されていない。そのためどのように環境を整えていくかが重要と考える。

(c) 実用化までに満たすべき条件 補助 AI システムを実際に各自治体の介護認定審査会で用いるには、技術・エビデンス・制度・データ基盤・稼働環境・現場運用の各面で、段階的に条件を満たす必要がある。以下、必要となる条件を依存関係に沿って整理する。

(1) モデルの汎化性能と説明可能性 単一自治体のデータに過適合しない汎化性能と、判定根拠を委員に提示できる説明可能性の確保が必要である。要介護認定は行政行為であり、根拠を示せない黒箱モデルは、合議体である審査会では受け入れられない。

(2) 検証エビデンスの蓄積 補助の有無で二次判定の精度・一貫性・審査時間がどう変わるかを比較する実証が必要である。

(3) 制度的・法的な位置づけ 介護保険法に基づく行政行為である要介護認定の判定プロセスに AI を組み込むための法的・制度的根拠の整理が必要である。AI 出力の位置づけ、最終判断の責任を審査会(人間)に残す建付け、要配慮個人情報の利用目的・安全管理措置の整理等であり、厚生労働省の所管課との調整を要する。

(4) データ基盤の標準化 全国の自治体で同一仕様により運用するには、自治体システムの標準化・ガバメントクラウド移行の完了が事実上の前提となる。移行は途上であり、全国共通のデータ形式が揃うのは令和 12 年度(2030 年度)以

降の見通しである。

(5) 閉域の稼働環境の確立 機微な個人情報を扱い外部の商用 AI を利用できない以上、稼働環境は自治体内のオンプレミスまたは閉域クラウド(ガバメントクラウド等)に限られる。対象自治体のガバメントクラウド移行、ISMAP 等の要件を満たすモデルの稼働、審査会業務システムとの安全な連携が揃う必要がある。

(6) 現場の受容と運用体制 技術と制度が整っても、審査会委員・事務局が AI 出力を正しく解釈し過度に依存せず最終判断を保持できる運用ルールと研修、誤判定時のフィードバック・再学習の仕組み、自治体側の運用体制が、定着には不可欠である。

これらは依存関係を持ち、おおむね三層のタイムラインに整理できる。まず単一自治体での実証可能なモデルの確立と説明可能性の確保、検証研究の設計・着手、制度的論点の整理、続いて、複数自治体での多施設検証、制度・法的位置づけの整理、ガバメントクラウド上での稼働実証、そして全国の認定審査会での実用に基づく標準化、エビデンスの確立、制度的根拠の整備、現場運用体制の確立がすべて揃った段階となる、

E. 結論

本調査から、次の点が明らかになった。政府系クラウドの活用は、迅速な調達や安全性・効率性の面から推進されているものの、費用や発注方法等の課題により、特に地方自治体では移行が途上にある。介護認定審査会の補助 AI に即して整理すると、要点は次の 3 点である。

- ・介護保険業務は標準化対象 20 業務に含まれ、ガバメントクラウド上への標準準拠システム構築が法的に求められる領域である。
- ・自治体の移行は途上であり(全 20 業務完了は約 3.7%)、相当数が令和 12 年度末までの特定移行支援システムへ移行する見込みである。
- ・補助 AI は機微な個人情報を扱うため、データ

を外部に送信する商用クラウド AI を利用できず、自治体内のオンプレミスまたは閉域クラウド(ガバメントクラウド等)での稼働を前提とした設計が求められる^{8,9)}。

補助 AI システムの開発に関し、当面は自治体内のオンプレミス環境を基本とし、標準化・ガバメントクラウド移行の進展に応じて、閉域クラウドであるガバメントクラウド上での稼働へ展開することが現実的であるとする。

＊ 標準化対象の 20 業務は次のとおりである。住民記録・基盤系（住民基本台帳、戸籍、戸籍の附票、印鑑登録、選挙人名簿管理の 5 業務）、税務系（固定資産税、個人住民税、法人住民税、軽自動車税の 4 業務）、子ども・教育系（子ども・子育て支援、就学、児童手当、児童扶養手当の 4 業務）、医療・介護・福祉・社会保障系（国民健康保険、国民年金、障害者福祉、後期高齢者医療、介護保険、生活保護、健康管理の 7 業務）。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

1. 論文発表

水島洋 日本と世界における Web3.0 医療の最前線 連載：医療分野におけるブロックチェーンと NFT の活用 医学のあゆみ Vol.295 No.4 pp.326-332, (2025.10.25)

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

参考文献・参考資料

1) 各府省情報化統括責任者(CIO)連絡会議「政府情報システムにおけるクラウドサービスの利用に係る基本方針」. 2018 年 6 月 7 日(2021 年 3 月 30 日改定).

https://cio.go.jp/sites/default/files/uploads/documents/cloud_policy_20210330.pdf (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

2) デジタル庁「デジタル社会推進標準ガイドライン DS-310 政府情報システムにおけるクラウドサービスの適切な利用に係る基本方針」.

https://www.digital.go.jp/resources/standard_guidelines (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

3) デジタル庁「ガバメントクラウド」(政策ポータル). 2026 年 3 月 27 日更新.

https://www.digital.go.jp/policies/gov_cloud (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

4) デジタル庁「地方公共団体の基幹業務システムの統一・標準化」(政策ポータル).

https://www.digital.go.jp/policies/local_governments (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

5) 総務省「LGWAN・ガバメントクラウド接続サービスの整備状況について」.

https://www.soumu.go.jp/main_content/000986171.pdf (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

6) 総務省「地方公共団体情報システムの標準化・ガバメントクラウドについて」(地方財政審議会提出資料). 2026 年 2 月 13 日.

https://www.soumu.go.jp/main_content/001063741.pdf (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

7) 内閣官房 デジタル行財政改革会議事務局
「自治体情報システムの標準化・ガバメントクラウド移行後の運用経費に係る総合的な対策の取組状況について」．2026 年 3 月 3 日．

https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/digital_gyozaikaikaku/kyotsuwt10/siryou1.pdf (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

8) 厚生労働省保険局「医療・介護データ等解析基盤(HIC)の利用に関するガイドライン」第 1 版．
令和 5 年 12 月．

<https://www.mhlw.go.jp/content/12400000/001174849.pdf> (R8 年 5 月 31 日ア

クセス可能)

9) 厚生労働省「医療等情報の二次利用に係る現状と今後の対応方針について」(社会保障審議会関係資料)．2024～2025 年．

<https://www.mhlw.go.jp/content/12403550/001304801.pdf> (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

10) デジタル庁「ガバメント AI (源内)」(政策ポータル)．2026 年．

<https://www.digital.go.jp/policies/genai> (R8 年 5 月 31 日アクセス可能)

厚生労働科学研究費補助金(長寿科学政策研究事業)
「機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究」
分担研究報告書

要介護認定2次判定変更ロジックの可視化に向けた調査

研究分担者 松田 智行（茨城県立医療大学 保健医療学部）
研究分担者 森山 葉子（国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部）
研究分担者 吉田 貴行（帝京平成大学 薬学部）
研究分担者 水島 洋 （東京都健康長寿医療センター）
研究分担者 金 雪瑩（国立保健医療科学院 医療・福祉サービス研究部）
研究分担者 宇田 和晃（国立長寿医療研究センター 老年社会科学研究部）
研究分担者 小宮山 潤（筑波大学 医学医療系）
研究代表者 高橋 秀人（帝京平成大学 薬学部）

研究要旨

わが国の介護保険認定審査件数は年々増加し、認定審査に係る負担軽減を図る必要がある。特に、多数の人手を要する二次判定に係る審査の効率化及び公平化を図るために、本研究班では機械学習に基づく人工知能（AI）技術を活用した審査補助システムの開発・導入を目指しており、システム開発にあたり AI に学習させる二次判定における審査プロセスのロジックを可視化する必要がある。

そのため、二次判定で用いる主治医意見書および認定調査票の特記事項において、要介護認定審査委員が、重度変更に向けて着目する項目及びキーワードを抽出し、審査プロセスを明らかにすることを目的として、アンケート調査およびインタビュー調査を実施する。

本報告書執筆段階で、まだ調査途中であり結果は限定的であるが、二次判定における認定審査委員が着目する項目および審査プロセスを明らかにし、要介護認定における AI 技術の導入の基盤として用いることが可能であると考ええる。

A. 研究目的

介護保険制度を利用するためには、市町村に要介護認定に関する申請を行い、介護保険認定審査会の認定手続きを経る必要がある。しかし、介護を要する高齢者は年々増加し、要介護認定審査に関する自治体の負担はますます増加している。国では、介護認定審査会の簡素化を実施するなど、負担軽減を図っているが、さらなる効率化及び公平化を実施する必要がある。

要介護認定は、主に認定調査票を用いたコン

ピューターによる一次判定と、その判定に認定調査票の特記事項や主治医意見書を加味して、介護認定審査会の合議で審査される二次判定の2段階で行われる。本研究班では、多数の人手を要する二次判定に係る審査の効率化及び公平化を図るために、機械学習に基づく人工知能（AI）技術により、審査を補助するシステムを開発・導入し、この課題を解決することを目的としている。

当該システムの開発にあたり、AI に二次判定

における要介護認定審査委員（以下、審査委員）が行っている審査プロセスを学習させる必要がある。二次判定では、審査委員が認定調査票の特記事項および主治医意見書を読みこみ、一次判定による要介護認定区分が妥当であるか、あるいは変更が必要かを判断する。AIにこのプロセスを学習させるためには、状態像の変更に重視する記載内容を明らかにし、その記載内容からどのような思考過程で審査プロセスを行っているのか、審査ロジックを可視化する必要がある。

そこで、本研究では、一次判定から二次判定における要介護認定区分の変更の大半を占める重度変更について、審査プロセスの実態を明らかにするため、審査委員が主治医意見書及び認定調査票における特記事項の中で、どのような文章やワードに着目しているのか、さらに、それらからどのような思考過程をふまえて判定しているかを把握することを目的とした。

B. 研究方法

二次判定の審査プロセスを把握するために、2つの調査を実施する。

研究1として、二次判定における重度変更に関する項目およびキーワードの抽出をするためのアンケート調査を、研究2として、判定に関するロジックを整理するためのインタビュー調査を実施する。

研究1：重度変更に関する項目の抽出

- 1) 対象者：全国の介護保険における保険者（介護保険者）で実施されている要介護認定審査委員会の審査委員
- 2) 調査票の配布および回答方法：全国の介護保険者（広域連合等団体およびこれに属さない市町村）に、調査依頼文を郵送で配布し、介護保険者として調査協力可能と回答した保険者において、所属の審査委員宛て依頼文をメールで送信してもらった（一部紙媒体での依頼あり）。審

査委員は、依頼文から Microsoft Forms に入り、アンケート調査に回答する。

3) アンケート調査項目について

要介護認定審査会で用いられる主治医意見書および認定審査会資料にある特記事項のうち要介護区分の重度変更を検討する際に着目する項目および自由記述の内容を聞いた。調査項目は、主治医意見書では、「診断名」、「症状としての安定性」、「生活機能低下の直接の原因となっている傷病または特定疾病の経過及び投薬内容を含む内容」、「特記すべき事項」について、注視する項目及び重度に変更するあるいは検討する記載内容とした。

認定調査票では、第1群から第5群の各項目および特別な医療について、注視する項目及び重度に変更するあるいは検討する記載内容とした。

研究2：重度変更に関する項目における判定ロジックの整理

- 1) 対象：市町村における要介護認定審査会の審査委員
- 2) 方法：要介護認定審査会で用いられる主治医意見書および認定審査会資料にある特記事項のうち要介護変更を検討する際に着目する項目および自由記述の内容のうち、どのような項目を注視するかを、グループインタビューで把握し、変更に関するロジック及び関連するキーワードを整理する。
- 3) インタビュー調査に係る項目

主治医意見書のうち、「診断名」、「症状としての安定性」、「生活機能低下の直接の原因となっている傷病または特定疾病の経過及び投薬内容を含む内容」、「特記すべき事項」について、注視する項目及び重度に変更するあるいは検討する記載内容とする。

認定調査票のうち、第1群から第5群の各項目および特別な医療について、注視する項目及び重度に変更するあるいは検討する記載内容と

し、グループインタビューにて、審査プロセスにおけるロジックを整理する。

なし

2. 実用新案登録

なし

3. その他

なし

C. 研究結果及びD. 考察

研究1について、アンケート調査実施中であるが、本報告書執筆時点で86保険者における認定審査会委員384名からの回答が得られている。今後、回答結果をもとに、各認定調査項目における重度変更に関連する頻出語を中心に整理をしていく予定である。

また、研究2については、研究協力が可能な市町村担当者と調整し、グループインタビューに向けた準備を行っている。

考察は今後行うところであるが、2次判定における認定審査委員が着目する項目および審査プロセスを明らかにし、要介護認定におけるAI技術の導入の基盤として用いることが可能であると考ええる。

E. 結論

要介護認定におけるAI技術の導入の基盤として、認定審査会委員の審査プロセスや審査ロジックの可視化に向けたアンケート調査を実施し、今後インタビュー調査の実施を予定している。両調査の結果から二次判定での要介護区分の変更に関わる要因を検討し、認定審査会委員の審査ロジックを整理する。

F. 健康危険情報

特になし

G. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

なし

H. 知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

研究成果の刊行に関する一覧表レイアウト

書籍

なし							

雑誌

発表者氏名	論文タイトル名	発表誌名	巻号	ページ	出版年
なし					

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

R8 年 5 月 29 日				
厚生労働大臣 (国立医薬品食品衛生研究所長) 殿 (国立保健医療科学院長)				
機関名 帝京平成大学				
所属研究機関長 職 名 学長				
氏 名 冲永 寛子				
次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。				
1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業				
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究				
3. 研究者名 (所属部署・職名) 薬学部・教授				
(氏名・フリガナ) 高橋秀人・タカハシヒデト				
4. 倫理審査の状況				
	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐
(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。				
その他(特記事項)				
(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。				
(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。				
5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について				
研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐			
6. 利益相反の管理				
当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)			
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)			
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)			
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)			
(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。 ・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。				

令和 8 年 3 月 31 日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長） 殿~~
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名 国立保健医療科学院

所属研究機関長 職 名 院長

氏 名 浅沼 一成

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

- 研究事業名 長寿科学政策研究事業
- 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
- 研究者名 （所属部署・職名） 医療・福祉サービス研究部・上席主任研究官
（氏名・フリガナ） 森山 葉子・モリヤマ ヨウコ

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
		審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	☒ ☐	☒	帝京平成大学 国立保健医療科学院	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること （指針の名称： ）	☐ ☒	☐		☐

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。

（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ （無の場合はその理由： ）
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ （無の場合は委託先機関： ）
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ （無の場合はその理由： ）
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ （有の場合はその内容： ）

（留意事項） ・該当する□にチェックを入れること。

・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

2026年 4月 16日

厚生労働大臣

~~—(国立医薬品食品衛生研究所長)— 殿~~
~~—(国立保健医療科学院長)—~~

機関名 帝京平成大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 冲永 寛子

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発する
ための研究
3. 研究者名 (所属部署・職名) 人文社会学部経営学科経営情報コース
(氏名・フリガナ) 蜂屋 孝太郎・ハチヤ コウタロウ

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。

(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

令和8年 5月 29日

厚生労働大臣
~~—(国立医薬品食品衛生研究所長)— 殿~~
~~—(国立保健医療科学院長)—~~

機関名 国立大学法人筑波大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 永田 恭介

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

- 研究事業名 長寿科学政策研究事業
- 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
- 研究者名 (所属部署・職名) 医学医療系・助教
(氏名・フリガナ) 久米 慶太郎・クメ ケイタロウ

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	■ □	■	帝京平成大学	□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□ ■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□ ■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	□ ■	□		□

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

- (※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。
(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■ 未受講 □
-------------	------------

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ■ 無 □(無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 □ 無 ■(有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

令和8年 4月 8日				
厚生労働大臣 (国立医薬品食品衛生研究所長) 殿 (国立保健医療科学院長)				
機関名 国立大学法人筑波大学				
所属研究機関長 職 名 学長				
氏 名 永田 恭介				
次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。				
1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業				
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究				
3. 研究者名 (所属部署・職名) 医学医療系／ヘルスサービス開発研究センター・教授／センター長 (氏名・フリガナ) 田宮 菜奈子・タミヤ ナナコ				
4. 倫理審査の状況				
	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	■ □	■	帝京平成大学	□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□ ■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□ ■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	□ ■	□		□
(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。				
その他(特記事項)				
(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。				
(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。				
5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について				
研究倫理教育の受講状況	受講 ■ 未受講 □			
6. 利益相反の管理				
当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)			
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ■ 無 □(無の場合は委託先機関:)			
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)			
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 □ 無 ■(有の場合はその内容:)			
(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。 ・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。				

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

令和8年 4月 8日

厚生労働大臣
~~(国立医薬品食品衛生研究所長)~~ 殿
~~(国立保健医療科学院長)~~

機関名 国立大学法人筑波大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 永田 恭介

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業

2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発する
ための研究

3. 研究者名 (所属部署・職名) 医学医療系ヘルスサービスリサーチ分野・特任准教授
(氏名・フリガナ) 渡邊 多永子・ワタナベ タエコ

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。

(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

令和8年 4月 8日				
厚生労働大臣 (国立医薬品食品衛生研究所長) 殿 (国立保健医療科学院長)				
機関名 国立大学法人筑波大学				
所属研究機関長 職 名 学長				
氏 名 永田 恭介				
次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。				
1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業				
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究				
3. 研究者名 (所属部署・職名) 医学医療系ヘルスサービスリサーチ分野・特任助教 (氏名・フリガナ) 小宮山 潤・コミヤマ ジュン				
4. 倫理審査の状況				
	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	■ □	■	帝京平成大学	□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□ ■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□ ■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	□ ■	□		□
(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。				
その他(特記事項)				
(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。				
(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。				
5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について				
研究倫理教育の受講状況	受講 ■ 未受講 □			
6. 利益相反の管理				
当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)			
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ■ 無 □(無の場合は委託先機関:)			
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)			
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 □ 無 ■(有の場合はその内容:)			
(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。 ・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。				

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

2026年3月31日

厚生労働大臣 殿

機関名 国立大学法人筑波大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 永田 恭介

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
3. 研究者名 (所属部署・職名) システム情報系・助教
(氏名・フリガナ) 福地 一斗・フクチ カズト

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。
(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

2026年4月6日

厚生労働大臣
~~—(国立医薬品食品衛生研究所長)— 殿~~
~~—(国立保健医療科学院長)—~~

機関名 国立長寿医療研究センター

所属研究機関長 職 名 理事長

氏 名 荒井 秀典

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
3. 研究者名 (所属部署・職名) 老年学・社会科学研究センター老年社会科学研究部・研究員
(氏名・フリガナ) 宇田 和晃 (ウダ カズアキ)

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

- (※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。
- (※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

令和8年 5月 29日

厚生労働大臣
—(国立医薬品食品衛生研究所長)— 殿
—(国立保健医療科学院長)—

機関名 国立大学法人筑波大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 永田 恭介

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
3. 研究者名 (所属部署・職名) 医学医療系・准教授
(氏名・フリガナ) 讃岐 勝・サヌキ マサル

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	■ □	■	帝京平成大学	□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□ ■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□ ■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	□ ■	□		□

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

- (※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。
(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■ 未受講 □
-------------	------------

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ■ 無 □(無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 □ 無 ■(有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

令和8年 5月 29日

厚生労働大臣

~~—(国立医薬品食品衛生研究所長)— 殿~~
~~—(国立保健医療科学院長)—~~

機関名 国立大学法人筑波大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 永田 恭介

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
3. 研究者名 (所属部署・職名) 医学医療系・特任助教
(氏名・フリガナ) 矢野 貴大・ヤノ タカヒロ

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	■ □	■	帝京平成大学	□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□ ■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□ ■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	□ ■	□		□

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。

(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■ 未受講 □
-------------	------------

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ■ 無 □(無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ■ 無 □(無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 □ 無 ■(有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

令和8年4月14日

厚生労働大臣

~~—(国立医薬品食品衛生研究所長)— 殿~~
~~—(国立保健医療科学院長)—~~

機関名 茨城県立医療大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 阿部 慎司

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業
2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
3. 研究者名 (所属部署・職名) 保健医療学部 理学療法学科・准教授
(氏名・フリガナ) 松田 智行 (マツダ トモユキ)

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学 茨城県立医療大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。

(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

令和 年 月 日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長） 殿~~
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名 国立保健医療科学院

所属研究機関長 職 名 院長

氏 名 浅沼 一成

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

- 研究事業名 長寿科学政策研究事業
- 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発するための研究
- 研究者名 （所属部署・職名） 医療・福祉サービス研究部・主任研究官
（氏名・フリガナ） 金 雪瑩・キン セツエイ

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
		審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	☐ 有 ☒ 無	☐		☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ 有 ☒ 無	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ 有 ☒ 無	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること （指針の名称： ）	☐ 有 ☒ 無	☐		☐

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。

（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ （無の場合はその理由： ）
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ （無の場合は委託先機関： ）
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ （無の場合はその理由： ）
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ （有の場合はその内容： ）

（留意事項） ・該当する□にチェックを入れること。

・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

2026年 4 月 16 日

厚生労働大臣
~~(国立医薬品食品衛生研究所長)~~ 殿
~~(国立保健医療科学院長)~~

機関名 帝京平成大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 冲永 寛子

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名 長寿科学政策研究事業

2. 研究課題名 機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発する
ための研究

3. 研究者名 (所属部署・職名) 薬学部 薬学科
(氏名・フリガナ) 小原 道子 (オハラミチコ)

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。

(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

「厚生労働科学研究費における倫理審査及び利益相反の管理の状況に関する報告について
(平成26年4月14日科発0414第5号)」の別紙に定める様式(参考)

2026年4月16日

厚生労働大臣
~~(国立医薬品食品衛生研究所長)~~ 殿
~~(国立保健医療科学院長)~~

機関名 帝京平成大学

所属研究機関長 職 名 学長

氏 名 冲永 寛子

次の職員の令和7年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

1. 研究事業名

長寿科学政策研究事業

2. 研究課題名

機械学習を用いた介護認定審査会の審査判定プロセス等を補助するシステムを開発する
ための研究

3. 研究者名

(所属部署・職名) 薬学部・助教

(氏名・フリガナ) 吉田 貴行・ヨシダ タカユキ

4. 倫理審査の状況

	該当性の有無 有 無	左記で該当がある場合のみ記入(※1)		
		審査済み	審査した機関	未審査(※2)
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針(※3)	☒ ☐	☒	帝京平成大学	☐
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	☐ ☒	☐		☐
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	☐ ☒	☐		☐
その他、該当する倫理指針があれば記入すること (指針の名称:)	☐ ☒	☐		☐

(※1) 当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他(特記事項)

(※2) 未審査の場合は、その理由を記載すること。

(※3) 廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

5. 厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☒ 未受講 ☐
-------------	---

6. 利益相反の管理

当研究機関におけるCOIの管理に関する規定の策定	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究機関におけるCOI委員会設置の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合は委託先機関:)
当研究に係るCOIについての報告・審査の有無	有 ☒ 無 ☐ (無の場合はその理由:)
当研究に係るCOIについての指導・管理の有無	有 ☐ 無 ☒ (有の場合はその内容:)

(留意事項) ・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。