

令和元年度 厚生労働行政推進調査事業費補助金  
厚生労働科学特別研究事業

レセプト情報を AI で類型化することによる医療費の分析及び  
利活用方策の検討のための研究  
(19CA2010)

総括研究報告書

研究代表者 藤森 研司 東北大学・医学系研究科 教授  
研究分担者 伊藤 善典 埼玉県立大学・保健医療福祉学部 教授  
尾形 裕也 東北大学 非常勤講師、九州大学 名誉教授

研究要旨：

○研究目的・背景

本研究では ICT の分野において近年研究、活用が進んでいる AI 技術を使用して、レセプトデータの利活用方法について、3つの研究を行った。

- ① レセプト情報を AI で類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究
- ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究
- ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

レセプト電子化の進展をふまえ、医療統計や、様々な業務に活用可能なレセプトデータのあり方を検討する必要がある。また、レセプト審査業務に対しては質の維持や効率化等、様々な要請があり、新たな技術を活用し、従来とは異なる審査手法の開発や新たな審査プロセスの構築を検討する必要がある。さらに、国保保険者においては、医療費適正化計画の推進、データヘルス計画の見直し、情報基盤整備の進展等をふまえながら、保険者機能のあり方について、実際に利用可能なデータに基づいた現実的な可能性を探る必要がある。

○研究方法

実施にあたっては、複数の都道府県の国民健康保険保険者及び後期高齢者医療広域連合の協力を得て、国民健康保険団体連合会が保持している国保と後期高齢者医療のレセプトデータのうち、借用に同意いただいた保険者のデータを使用した。

① レセプト情報をAIで類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究においては、まず患者像の定義を検討、決定した上で、患者像を構成する項目と作成単位（カテゴリ）の種類を検討した。その上で、患者像を作成する AI 技術として、自然言語処理技術の一つである、トピックモデルの派生形である、オーサートピックモデルを選定し、今回借用したレセプトデータを投入した。処理結果を確認した上で、より傷病の特徴を表す診療行為が抽出されるよう、医学的に関連の低い項目の除外等の処理を追加し、患者像を作成した。

② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究においては、患者像を使用した検証として、分担研究1. において生成した患者像からかい離したレセプト及びかい離したレセプトが多い医療機関の抽出を Isolation Forest を使って試行した。また、患者像は使用せず、過去の審査済みのデータを機械学習させ、AIの判断を審査に活用できるかどうか、複数の機械学習アルゴリズム（One-R, Ripper, Bayesian）を組み合わせ、検証を行った。検証は2つ行い、全てのレセプトの学習と、疑義付せんが貼付されたレセプトの学習の2種類について、それぞれ学習データを複数種類使用して分析を行なった。分析後、それぞれについてレセプト審査業務における活用可能性を検討した。

③ 保険者による患者像の活用に関する研究においては、分担研究1において作成した患者像を保険者業務に活用する方法を検討し、3つの分析を行った。まず、患者像が持つ「影響度」を使用して、生活習慣病ごとの医療費の計算を試行した。また、患者像が持つ、県全体の平均的診療行為の内容と、保険者ごとの診療行為の内容には差異（かい離）について、分担研究2で使用した手法と同じく、Isolation Forestを使用して比較、分析を試みた。さらに、患者像を使用して、レセプトの摘要単位で平均的な診療行為の実施回数（＝受診日数）を上回るレセプトを抽出し、従来行われている重複他受診者の調査より詳細な「頻回受診者」の抽出を試みた。それぞれについて分析後、保険者業務における活用可能性を検討した。

## ○研究結果

### ① レセプト情報を AI で類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究

多くのカテゴリで患者像が作成され、傷病に関連する検査、医薬品が一定程度抽出された。また、一部患者像が作成されなかったほか、カテゴリ間作成件数に差異が見られた。

### ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究

患者像からかい離したレセプトの抽出においては、最も大きいかい離度において、査定率が高い状況が見られた。また、それらのレセプトの一部を確認したところ、過剰と見られる部分もあった。その他、小規模な医療機関では診療内容のばらつきが大きい可能性が見受けられた。

機械学習による査定対象レセプトの判定においては、全てのレセプトの学習にて、実際には査定対象(外)であったレセプトについて、AIが査定対象(外)と正しく判定した割合(正解率)は概ね80%以上となった。また、疑義付せんが貼付されたレセプトの学習においても、概ね75%以上となった。機械学習の量とAIによる判定の精度の関係については、学習量を増やすことで、正解率が上昇する傾向が見られた。

### ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

患者像を使用した医療費計算の試行においては、傷病によって異なる点数が按分された。また、患者像と保険者ごとの診療内容との比較においては、保険者ごとの差異は見受けられなかった。さらに、患者像を使用した頻回受診者の把握においては、平均的診療行為の内容を上回るレセプトを抽出できた一方、保険者の偏りや保険者ごとの傾向は見られなかった。

## ○考察

### ① レセプト情報を AI で類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究

AIを活用して一定程度、正確に生活習慣病に関連する診療項目を抽出できた。カテゴリの統合や、分類方法の見直しにより、改善すると考えられるほか、改善策や、患者像の項目について、より診療実態を反映した患者像を作成できると考えられる。

### ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究

AIにより生成した患者像の審査への活用については、医療機関スコアが大きかつ、かい離度が最も大きいレセプトが多い医療機関を重点的に審査することにより、審査の効果を向上させる可能性がある。

機械学習による査定対象レセプトの判定においては、今回実施した範囲以外に様々な活用範囲が考えられる。例えば、摘要単位の査定内容や査定事由の判断、再審査観点の取り込み、外来や高額以外、特定の診療科、電子付せんが貼付されなかったが、職員や審査委員が点検、審査を行っている部分等、効果が見込める複数の範囲を対象とした、モデルを組み合わせた活用が考えられる。その他、他の点数表、点検方法についても、活用が考えられる。AIが査定対象外と判定したレセプトを点検、審査に回さないことや、職員付託部分をAIに判定させることで、職員、審査委員の作業工数を軽減することができる。なお、コンピュータチェックによる電子付せんの貼付は、引き続き必要と考えられる。

今後、学習量を増やした検証や、レセプトの内容の変化を考慮が必要であるほか、導入効果が費用を上回ることが導入の条件となる。また、AIが判定を誤ることによるコストや再審査請求の体制を整えておくことが必要である。

### ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

医療費の分解が可能であることが一定程度示された。これにより、加入者の経時的な変化や、疾病のエピソード単位での推移の把握、健診データと併せることによる、加入者への的確な介入、各種施策効果の評価等、様々な活用可能性が考えられた。一方、患者像については、医学的見地から、改善の余地があると思われる。今後はKDBシステムの機能を踏まえた検討が必要である。また、患者像と保険者ごとの診療内容との比較では、今回は保険者ごとの差異は見られなかった。さらに、頻回受診者の把握では、対象データを抽出できたため、今後高額薬剤、検査等を対象とすることで、効果があると考えられる。

## ○結論

本研究により、大量のレセプトデータとAI技術を用いて、患者像を作成可能であることが示唆され、レセプト審査や保険者業務への活用については、課題があるものの、多くの活用可能性が明らかになった。

今後、がん、認知症等についても患者像を作成し、網羅性のある患者像群を作成した上で、利活用について分析可能性の研究を継続することが望ましいと考えられる。

一方、AIにレセプトを学習させ、判定を行わせることについては、更に改善が必要であるものの、一定の有効性が確認された。今後、同規模のデータを使用した検証を行い、各国保連や国保中央会において、審査委員、保険者、医療機関など関係者の理解を得ながら、活用に向けた具体的な検討を加速することが望まれる。

## A. 研究目的、背景

レセプトのオンライン請求化が進み、100%近いレセプトが電子データで請求されている。これにより、データの蓄積、活用が進み、レセプトデータを使用した分析、研究が多く行われている。

一方、ICT の分野において、近年 AI技術の研究、利活用が広がっており、データ分析や業務処理等に使用されている。

そこで、本研究ではAI 技術を使用した、レセプトデータの利活用方法について、以下の3つの研究を行った。

- ① レセプト情報を AI で類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究
- ② レセプト審査における AI の活用可能性に関する研究
- ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

### ①レセプト情報を AI で類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究

医療統計やレセプトデータを業務として取扱う団体（保険者、審査支払機関等）における業務等、様々な用途への活用を想定して、大量のレセプトデータを傷病名や性別、年代等の患者属性のカテゴリごとに集約し、平均的な診療内容を表したデータを「患者像」として位置づけ、AI技術を用いた作成可能性について検証した。

### ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究

厚生労働省の「データヘルス時代の質の高い医療の実現に向けた有識者検討会」や、厚生労働省・社会保険診療報酬支払基金（以下「支払基金」という。）の「支払基金業務効率化・高度化計画」においては、ICTやAIの活用などにより、審査プロセスの見直しを含め、審査支払業務の効率化・高度化を目指すこととされ、国民健康保険中央会及び都道府県国民健康保険団体連合会（以下「国保連」という。）においても、並行して取り組みを進めることとされている。

今後、高齢化が進むにつれ、後期高齢者医療のレセプト件数が更に増加することが予想される中、審査基準の統一化による質の維持された医療の確保、審査支払手数料の削減やレセプト審査の充実による国民負担の軽減等、レセプト審査業務に対して様々な要請がある。

国保連における現行のレセプト審査業務では、記載不備、保険診療のルール、医学的な観点等様々なチェックが総合的に行われ、判断されている。コンピュータチェックだけで審査は終了せず、多数の職員と審査委員が多大な時間と労力をかけて審査を行っている。

現在、レセプトの電子化率がほぼ100%になっていることから、新たな技術を活用し、従来とは異なる審査手法の開発や新たな審査プロセスを構築できる可能性が生じている。例えば、今回の分担研究1. にお

いて、AIの技術を用いて生成を試みた患者像は、医療機関の属性を排した、それぞれの傷病に特徴的な診療行為の実施内容を表したものである。レセプト審査にこれを活用することにより、特異的な診療行為や処方を見える可能性がある。

また、従来、審査効率化の手段としては、コンピュータチェックの拡充が主として議論されてきたが、AIに医学的判断を含む過去のレセプト審査結果のデータを学習させ、それを審査に活用することができれば、現在、職員や審査委員会が行っている業務の一部を代替し、業務の効率化を支援できる可能性があると考えられる。

このため、AIの技術を活用して審査を行う方法、それを実施するために解決されるべき課題等について、次の2つの活用方法について検証する。

1 AIの技術を用いて生成された患者像の活用

2 審査済レセプトを学習させたAIの活用

少子高齢化や国民生活の変化等、医療を取り巻く環境変化の中で、国民皆保険を堅持するためには生活の質の維持、向上を確保しつつ、医療費の適正化を図り、良質かつ適切な医療を効率的に提供する体制の確保を目指していく必要がある。医療費適正化計画の第3期において、医療費適正化の取り組みによる効果を織り込んで医療費の見込みを推計することが求められている。

一方、現在、各保険者が策定しているデータヘルス計画は中間見直しを行う必要があるが、見直し時期の多くは平成32年度に集中している。

また、国保保険者においては、レセプト電子化の進展や、KDBシステムの構築等、情報蓄積と分析機能の構築により、様々なデータを分析し、保健事業等を効果的に推進できる環境の整備が進んでいる。さらに、平成30年度以降、都道府県も保険者として加わり、財政責任や調整機能を担うこととなった。従来の市町村の範囲を超えた2次医療圏等、医療サービスの実際の需要・供給が実現されている地域単位での保険者機能の発揮が期待されていると言える。

こうした最近の政策の動向を踏まえながら、保険者機能のあり方について、実際に利用可能なデータに基づいた現実的な可能性を探る必要がある。そこで、今回の分担研究1で作成を試行した患者像データを使用したデータ分析を複数テーマについて試行し、患者像データの保険者業務における活用可能性を検討した。

## B. 研究方法

本研究の実施にあたっては、国民健康保険保険者及び後期高齢者医療広域連合の協力を得て、国民健康保険団体連合会が保持している国保と後期高齢者医療のレセプトデータのうち、借用に同意いただいた保険者のデータを使用した。

### ① レセプト情報を AI で類型化することによる医療

## 費の分析及び利活用方策の検討のための研究

### 1. 概要

まず、患者像の定義を検討、決定した上で、患者像を構成する項目と作成単位(カテゴリ)の種類を検討した。その上で、患者像を作成する AI 技術を選定し、今回借用したレセプトデータを投入した。

処理結果を確認した上で、より傷病の特徴を表す診療行為が抽出されるよう、医学的に関連の低い項目の除外等の処理を追加し、患者像を作成した。

### 2. 患者像の定義

傷病、年代や性別、入院、外来等、レセプトが持つ項目で診療行為の内容が異なると思われる単位でカテゴリを設定し、そのカテゴリに存在するレセプトの集合から生成されたデータを、患者像と定義する。

患者像の構成項目は、カテゴリを特徴づける摘要項目(医薬品、診療行為(検査、処置等))と、摘要項目とカテゴリの関連度、摘要項目の実施回数、数量から成る。

### 3. 患者像の作成単位(カテゴリ)

レセプトデータが保持する情報から、医学的に診療行為の内容が異なることが想定される単位として、傷病名、年齢階級、性別、入院 / 外来、初診 / 再診、医療資源を設定した。

### 4. 各カテゴリ項目

#### (1) 傷病名

社会保険表章用疾病分類を使用した。レセプト傷病名とは ICD-10 コードを通じて連結した。

本研究では研究対象の傷病を、医療費適正化等の観点から対策が求められる生活習慣病(糖尿病、高血圧、脂質異常症)に限定した。

#### (2) 年齢区分

国保、後期や小児科の対象年齢等を境界として考慮し、6分類を設定した。

#### (3) 性別、(4) 入院、外来

レセプトデータが持つ性別、入院、外来区分を使用した。

#### (5) 初診、再診

初診の認識は、被保険者情報で紐づくレセプトを連結し、該当の傷病が最初に出現したレセプトを初診とした。

#### (6) 医療資源

レセプトデータが持つ医療資源投入量ごとに大、中、小の 3分類とした。医療資源投入量としては、請求点数を使用した。境界値については、医療資源投入量(請求点数)の 3:4:3 の割合で区分を行った。

### 5. 患者像の項目

患者像の項目として、傷病名と診療行為の関連性を表す影響度の他、実施回数や数量等、年齢や入院、外来等、カテゴリごとにその内容に変化が見られると思われる項目を設定した。それぞれの計算方法としては、影響度についてはオーサートピックモデルを使用して計算を行い、その他の項目についてはレセプト単位で計算した上で、カテゴリ内の中央値を

平均的診療行為の値として設定した。

### 6. データ

#### (1) 概要

複数の都道府県の国保保険者、後期広域連合のご協力を得て、国保、後期のレセプトデータを借用し、医科、調剤のデータを使用した。

データ抽出に当たっては、テキスト情報(コメント、症状詳記等)は分析対象外としたほか、各個人情報(被保険者情報、保険者情報、医療機関情報)を匿名化し、抽出を実施した。

#### (2) データの連結

調剤データは単独では使用せず、医科データと匿名化した保険者情報、被保険者情報等で連結した。

患者像が持つカテゴリの一つである、初診の認識は、今回借用したデータの中で、匿名化した被保険者情報で医科レセプトを連結し、該当の傷病が最初に出現したレセプトを初診、とした。

#### (3) 期間

診療年月 平成 30年 4月 ~ 31年 3月 (12カ月分) とした。

### 7. 患者像の作成方法

#### (1) 使用した技術

今回、患者像の作成にあたっては自然言語処理技術の一つである、トピックモデルの派生形である、オーサートピックモデルを使用した。

#### (2) 前処理の追加、カテゴリの見直し等の実施

今回、モデルに投入する摘要データについて、前処理としてデータの削除や増幅を追加した。本来であれば、選定したモデルに大量のデータを投入し、実際の傷病に対する診療内容の傾向を反映した患者像データが自然と生成されることを期待したが、必ずしも傷病を特徴付けない診療行為、医薬品等が抽出されたほか、患者像が作成されないカテゴリが出現した。これらを踏まえ、処理の追加やデータの投入単位の見直しを検討した。

検討した結果、最終的には以下の項目のうち、i、iii~vを実施した。

- i 医学的な関連性の低い項目の除外
- ii 疾病と関連の高い医薬品の認識
- iii 医薬品を薬効で集約
- iv 疾病と関連の高い検査の認識
- v カテゴリの見直し
- vi カテゴリ内の分類方法の見直し

#### i 医学的な関連性の低い項目の除外

必ずしも医学的な内容を直接的に表現しない項目や、医学的な内容の項目においても、多くの傷病に一般的に使用され、傷病ごとの特徴を表現しづらい項目を登録したマスタを作成し、モデルにデータを投入する前に、該当するデータを除外した。

#### iii 医薬品を薬効で集約

医薬品については、薬価基準コードの左7桁を用いて集約して使用した。

#### iv 疾病と関連の高い検査の認識

疾病と関連の高い検査について、同様にマスタを作成し、データを投入する際、データを増幅した。

#### v カテゴリの見直し

一部のカテゴリについては、対象となるレセプトデータが少ない場合、傷病ごとの特徴を把握できなくなることを考えられたため、カテゴリの見直しや分類方法を変更した。

### 8. 患者像の検証方法

作成した患者像が、当該の傷病に関連した診療項目で構成されているか、サンプリングして確認し、次に精度向上施策の前後でその内容がどのように変化したかを確認した。検証は1都道府県のデータを使用した。

#### ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究

##### 1. 患者像からかい離したレセプト及びかい離したレセプトが多い医療機関の抽出

分担研究1. において生成した患者像を構成する項目は、患者カテゴリごとの傷病名、これと関連性のある摘要項目、回数数量等の平均的診療行為である。患者像に対応する平均的診療行為であれば、基本的には、保険診療ルールの範囲内であると考えられる。しかし、平均的診療行為の数値と比較して高い値を示す摘要項目のあるレセプトについては、患者像から外れた診療を行っている可能性がある。

このため、患者像からかい離したレセプトの抽出とかい離したレセプトが多い医療機関の抽出を試み、その内容を分析した。

##### 2. 患者像からかい離したレセプトの抽出

患者像からかい離したレセプトとして、生活習慣病の患者像の摘要項目における回数、数量に関してかい離したレセプトを抽出する。「患者像からどれくらい離れているか」を示すかい離度については、「Isolation Forest」という方法を使って算定する。

かい離したレセプトと、かい離したレセプトが多い医療機関の抽出を行い、分析を行った。

##### 3. 審査済レセプトを学習させたAIの活用

患者像は使用せず、過去の審査済みのデータを機械学習させ、AIの判断を審査に活用できるかどうか、検証を行う。

審査済みのレセプトデータを学習用と判定用に分ける。学習用は、審査前の摘要データ及び補正・査定データとし、これらをAIに投入して、査定対象と査定対象外のデータの特徴を学習させる。

学習用以外のデータは判定用とし、審査前の摘要データを学習後のAIに投入し、査定対象となるべきレセプトを判定させる。

AIによる判定後、判定データの補正・査定情報、査定後の摘要データを使用して、AIの判定結果が正しかったかどうかを確認する。

AI技術は複数の機械学習アルゴリズム（One-R, Ripper, Bayesian）を組み合わせ、学習、判定を行う。

また、分析の妥当性の検証は、5-fold クロスバリデーション（5分割交差検証）を行い、結果を確認した。

検証するテーマを2つ設定し、結果を確認する。

#### ア 全てのレセプトの学習

AIに全てのレセプトを学習させ、査定対象と査定対象外の判定が可能か検証を行う。

#### イ 疑義付せんが貼付されたレセプトの学習

AIに学習させる対象レセプトを疑義付せんが貼付されたものに限定する。現行の審査プロセスでは、コンピュータチェックによる電子付せんが貼付された後、職員が目視でその内容を点検し、医学的な判断を要する部分について疑義付せんを貼付し、審査委員に審査を依頼するが、その判定の結果、査定となる場合とならない場合がある。疑義付せんをどこに貼付するかは人が判断する部分であり、この内容をAIが学習し、査定となる箇所を判定できるか検証を行う。

#### ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

分担研究1 で作成した患者像を保険者業務に活用する方法を検討し、分析テーマを3つ設定し、検証した。

##### 1. 手法① 患者像を使用した医療費計算の試行

レセプトデータには個々の診療行為、医薬品等と傷病を結ぶ項目が不足している。今回作成した患者像は、年齢階級や、性別、入院外来区分等の患者属性（カテゴリ）における傷病名と診療行為の関連性を数値で表現した「影響度」を保持しており、この数値から生活習慣病ごとの医療費を計算した。患者像が持つ摘要項目を使用して1枚のレセプトから生活習慣病に関連のある項目を抽出し、それらの項目の点数を、影響度を使用して按分した。

#### 〈 計算手順 〉

ア 摘要コードが患者像に存在するが、糖尿病、脂質異常症、高血圧のいずれか一つのみ該当する場合、分解しない

イ 摘要コードが患者像に存在し、糖尿病、脂質異常症、高血圧のいずれか二つ以上該当する場合、影響度を合計し、その割合を計算

ウ 摘要コードの点数にそれぞれの割合を掛け、糖尿病、脂質異常症、高血圧の点数とする

##### 2. 手法② 患者像と保険者ごとの診療内容との比較

今回使用したレセプトデータは市町村あるいは都道府県単位の、地域保険の性格を持つデータである。今回作成した患者像は、1県全体の1年分のデータから作成されており、患者像が持つ、県全体の平均的診療行為の内容と、保険者ごとの診療行為の内容には差異（かい離）が見られる可能性があると考えられ、比較、分析を試みた。かい離度の算出は分担研究2で使用した手法と同じくIsolation Forestを使用した。

##### 3. 手法③ 患者像を使用した頻回受診者の把握

今回作成した患者像は、カテゴリごとに、摘要単位で1県全体の平均的な実施日数を保持しており、この情報と、1レセプトにおける摘要単位の実施日数の比較が可能である。そこで、摘要単位で平均的な診療行為の実施回数（＝受診日数）を上回るレセプトを抽出し、従来行われている重複他受診者の調査より詳細な「頻回受診者」の抽出を試みた。

＜ 抽出手順 ＞

ア 各レセプトの摘要コードごとに、1日～31日回数の項目にデータが記録されている数（＝受診日数）を算出。

イ 患者像の診療行為の平均実施日／月より、1. が大きいレセプトを抽出

## C. 研究結果

### ① レセプト情報をAIで類型化することによる医療費の分析及び活用方策の検討のための研究

患者像の患者カテゴリのうち、多くのカテゴリで患者像が作成された。また、一部のカテゴリでは、患者像が作成されなかったほか、カテゴリ間で患者像の作成件数に差異が見られた。

患者像の内容を確認すると、精度向上施策前、後の患者像共に、生活習慣病、生活習慣病の合併症に関連する検査、医薬品が一定程度抽出された。

精度向上施策前後を比較すると、精度向上施策後の患者像について、生活習慣病、生活習慣病の合併症に関連する診療行為、医薬品がより多く抽出された。

### ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究

#### 1. 患者像からかい離したレセプトの抽出

レセプト全体及びかい離度上位のレセプトの査定率の比較したところ、かい離度が高い層では、査定率が高かった。

かい離度の階層ごとのレセプト数と査定率の関係は、かい離度が大きい階層ではレセプト数は少なくなるが、査定率は徐々に高くなり、最も大きいかい離度において、査定率は大きく上昇した。

かい離度1のレセプトから6例を抽出し、医学的見地から確認したところ、一部のレセプトで過剰と見受けられる診療行為が見られたが、生活習慣病以外の傷病名があることなどから、査定されるべきであったと言えるようなものはなかった。したがって、かい離度が高いからと言って、直ちに査定対象になるわけではない。

#### 2. 患者像からかい離したレセプトが多い医療機関の抽出

医療機関ごとのかい離度上位のレセプト数と査定レセプト数の間には正の相関関係が見られ、かい離度上位のレセプト数の多い医療機関では、査定レセプト数も多かった。ただし、かい離度上位のレセプト数は大きいものの、査定レセプト数が小さい医療機関も見られた。

かい離率と査定率の間に相関関係は見られず、一部、かい離率は高いが、査定率が他よりも低い医療機関が見られた。

また、かい離率と総レセプト数の間に相関関係は見られず、総レセプト数の少ない医療機関の中で、一部、かい離率が高いものが見られる。小規模な医療機関では、診療内容のばらつきが大きい可能性がある。

かい離度平均の階層ごとの、医療機関数については、医療機関の多くはかい離度平均が一定の値の間に含まれた。一部、かい離度平均が大きい医療機関が見られた。

医療機関スコアの階層ごとの、医療機関数については、医療機関のほとんどは、非常に低い値に含まれるが、一部、スコアが大きいものが見られる。

査定率と医療機関スコアの間には相関関係は見られない。一部、スコアが大きい、査定率が低い医療機関が見られる。

### 3. 機械学習による査定対象レセプトの判定

#### ア 全てのレセプトの学習

実際には査定対象（外）であったレセプトについて、AIが査定対象（外）と正しく判定した割合（正解率）は、学習量が0.7, 1, 3 か月のそれぞれについて、いずれも80%以上となった。

#### イ 疑義付せんが貼付されたレセプトの学習

疑義付せんが貼付され、実際に査定対象（外）となったレセプトについて、AIが査定対象（外）と正しく判定した割合（正解率）については、学習量が1, 3 か月のそれぞれについて、いずれも75%以上となった。

#### ＜ 学習量と判定精度の関係 ＞

機械学習の量とAIによる判定の精度の関係については、全てのレセプトを学習させた場合、査定対象（査定対象外）と判定したが、実際は査定対象外（査定対象）であったものの不正解の件数は、AIに1か月分を学習させた場合よりも、3か月分を学習させた方が少なくなった。これは、疑義付せんが貼付されたレセプトを学習させた場合も同様である。

また、全てのレセプトを学習させた場合において、AIに学習させた審査済レセプトのうち実際には査定されていたものについての正解率を見ると、入院での学習0.7か月分の正解率に対して、1か月分では大きく増加した。さらに、学習量を3か月分に増やすと、正解率は増加する傾向が見られるものの、その増加分は小さくなっている。外来の場合も同様であった。疑義付せんが貼付されたレセプトについても、1か月分から3か月分に学習量を増やせば、若干ではあるが、正解率が上昇する傾向が見られた。

### ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

#### 1. 患者像を使用した医療費計算の試行

高血圧、糖尿病、脂質異常を持つレセプトをサンプルとして抽出して計算した結果、糖尿病、脂質異常症はほぼ同点数で按分が行われたが、高血圧は他2疾病より少ない点数が按分された。

#### 2. 患者像と保険者ごとの診療内容との比較

a. かい離率ごとの保険者数  
かい離率は一部他保険者より大きいものもあるが、僅かな差であり、ほぼ差異はなかった。

b. かい離度平均ごとの保険者数  
かい離度平均の一部が他保険者より大きいものもあるが、僅かな差であり、ほぼ差異はなかった。

c. 保険者スコアごとの保険者数  
保険者スコアは、一部が他保険者より大きいものもあるが、僅かな差であり、ほぼ差異はなかった。

### 3. 患者像を使用した頻回受診者の把握

a. かい離レセプト数と査定レセプト数の関係  
患者像の診療日数 / 月が”1”の摘要コードについて、レセプトの受診日数が”1”以上のレセプトを抽出した。保険者の偏りや保険者ごとの傾向は見られなかった。

## D. 考察

### ① レセプト情報をAIで類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究

AIを活用して一定程度、正確に生活習慣病に関連する診療項目を抽出できた。

また、精度向上策を実施した後の患者像は、生活習慣病に関連する項目がより多く含まれており、傷病に対して特徴的な診療行為を表した患者像を作成することができた。

一方、患者像が作成されないカテゴリや、診療項目が少ないカテゴリが一定程度発生した。また、より診療実態を反映した患者像を作成するために、改善すべき点も多く存在する。

#### 1. 患者像が作成されなかったカテゴリ、診療項目数が少ないカテゴリの存在

今回、医学的に診療行為の内容に差異があると想定される分類区分を設定し、患者像の作成を試みたが、処理の結果、患者像が作成されなかったカテゴリが存在したほか、患者像が作成されたが、診療項目が非常に少ないカテゴリも一定程度発生した。

カテゴリの統合や、カテゴリ内の分類方法について、更に見直しを行うことで改善すると考えられる。

#### 2. 精度向上施策で使用するマスタの作成方法の改善

今回、疾病と関連の高い検査については、医学的知識に基づいてマスタを作成したが、レセプトデータを使用して、それぞれの病名の有無で、各検査の発生頻度を計算し、病名の有無で発生頻度が一定以上変わらないものは対象外とする、等の機械的な手法で、より客観的なマスタを作成することができると考えられる。

#### 3. 診療実態をより正確に反映した、患者像の検討

今回作成した患者像について、新たに処理マスタを加えることや、患者像の項目を見直すことで、診療実態をより正確に反映した患者像を作成できると考えられる。

(1) 疾患に特異性の低い医薬品の考慮

疾患に特異性の低い医薬品については、実データの発生頻度を調査した上で、患者像の作成処理から除外するマスタを作成することにより、カテゴリごとの特徴がより明確な患者像が作成できる可能性がある。

#### (2) 平均的診療行為の項目

統計的な処理を加えた項目を平均的診療行為の項目や、カテゴリの一つとして追加することにより、より診療実態を反映した患者像を作成できると考えられる。

##### i 急性期、慢性期

診療開始日を急性期か否かの判断の一つとして、使用することができる。当該患者のレセプトを、他の医療機関も含めて縦断的に連結し、初めて出現した診療開始日であれば、ほぼ発症日とみなすことができ、「急性期」と定義できる。縦断的にみて、最も早い診療開始日がほぼ発症日であり、多くの疾患では、3か月以上たっていれば、急性期を脱した状態（慢性期よりはやや早い段階であるが）と言える。また、受診回数も重要となり、同一医療機関で月1回より間隔が長ければ、安定期であり、慢性期と言える。

##### ii 重症度

医科レセプトは重症度に該当する項目がないため、診療開始日を使用し、発症日から一か月程度の医療資源投入量を計算することで、重症度として表現できると考えられる。

##### iii 実施間隔

3,4か月程度の複数月のレセプトを連結し、医薬品や検査の実施間隔を表現することができると考えられる。

##### iv 前後関係、同時性

診療行為や医薬品の実施順序について、前後関係や同時性を統計的に処理することで、標準的な診療の手順や、平均的に同時に行われている検査を患者像として表現することができると考えられる。

ただし、これらの情報を効率的に把握できる方法を別途検討する必要がある。

#### 4. そのほか留意すべき点

診療報酬改定により、定期的に診療内容の傾向が変わることが想定されるため、患者像は一定期間を経た後、再作成する必要があると考えられる。

#### 5. 今後の方向性

今回は生活習慣病に限定して患者像を作成した。がんや認知症等、主な傷病については、患者像が作成されることが望ましいと考えられる。

また、医科レセプトのみならず、DPCについても、コーディングデータ等を使用して、患者像を作成することができると考えられる。

### ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究

#### 1. AIにより生成した患者像の審査への活用

患者像からかい離したレセプトについては、かい離度が高いことが直ちに査定に結び付くわけではない。しかし、査定率が高い傾向が見られることから、レセプト審査に当たり、特に注意を払う必要がある

と考えられる。

同様に、患者像からかい離したレセプトが多い医療機関についても、医療機関スコアの大きさが直ちに査定に結び付くということではない。

しかし、医療機関スコアが大きく、かつ、かい離度1のレセプトが多い医療機関を重点的に審査することにより、審査の効果を向上させる可能性がある。

また、本研究で生成した患者像は生活習慣病のみであり、レセプトには通常、他の傷病名が含まれていることが多いことから、生活習慣病以外の患者像も生成した上で、かい離度を活用することの有効性を検討する必要があると考えられる。

## 2. AIの判定精度の向上

### (1) 学習量の増加

AIによる判定について、高い精度で行われうる可能性が確認されたが、それでもその判断が不正解となる場合がある。機械学習の性質上、AIの不正解をゼロにすることは困難であるが、できるだけ減らすことが望ましい。

AIの正解率は、学習量が多いほど高いことがわかった。今後、学習量を更に増やした検証を行い、判定精度の改善度合いを確認する必要がある。

また、レセプトの内容は、季節性を持つほか、国保連における審査の見直し、診療報酬改定や新薬の使用開始等、学習データの内容を見直す必要が生じる場合があると考えられる。

このため、これらの要素を考慮し、最適な学習データを見極める必要があると考えられる。

### (2) 学習・判定の精緻化

学習項目や、処理の追加により、レセプト単位ではなく、摘要コード単位で査定事由を判定することが可能となるほか、摘要項目の数量、回数の査定内容を判断できると考えられる。

### (3) 再審査結果の学習と一次審査(原審査)への反映

国保連における審査の後、各保険者においてもレセプト点検を実施しており、適宜再審査請求を行っている。また、保険医療機関が再審査請求を行うこともある。国保連は再審査請求を受領し、容認又は原審どおりの判定を行っている。

AIに再審査の結果も学習させることにより、一次審査(原審査)の判定精度を向上させることができると考えられる。

## 3. AIの活用範囲

学習させるデータの範囲は、本研究以外にも考えられる。判定精度が高い範囲や、AIの活用により効率化効果が上がると考えられる範囲などに絞って学習、判定を行わせる方法もありうる。

この場合、目的により学習するデータの量や内容が異なることから、全てを単一のモデルで行うのではなく、それぞれの学習、判定に特化したモデルを構築し、組み合わせて活用することで、判定の精度を改善できると考えられる。

### (1) 査定対象外となるべきレセプト

AIが査定対象外と判定したレセプトについては、職員の点検や審査委員による審査に回さないという取扱いが考えられる。これらの判定をAIに任せ、職員や審査委員は、査定対象と判定されたレセプトの点検・審査に専念することとすれば、業務の合理化に繋がると考えられる。

### (2) 外来レセプト、高額でないレセプト

AIの正解率から想定すると、学習、判定させるレセプトを、外来で、かつ、高額でないものに絞ることとすれば、AIの判定精度を高めることが期待できる。

### (3) コンピュータチェックでは電子付せんが貼付されなかったレセプト

現行の業務では、コンピュータチェックによる電子付せんが貼付されなかったレセプトについても、職員や、審査委員が点検、審査を行っている。

これらの、人が判断した部分に絞って学習、判定を行わせることで、業務の効率化を図ることができると考えられる。

### (4) 特定の診療科のレセプト

各国保連で対象レセプトを区分することが可能な診療科の単位でAIに学習、判定を行わせることにより、判定精度が高い診療科からAIを活用していくことも考えられる。

### (5) DPC、歯科のレセプト

今回は、医科と調剤レセプトを使用した。DPCの出来高部分については、医科の入院と同様、AIを活用可能と考えられる。歯科についても、医科と同様、コンピュータチェック以外に人間の判断が必要とされる部分に活用できる可能性がある。

### (6) 縦覧点検、横覧点検、突合点検

今回は、単月レセプトに焦点を当て、査定対象・対象外となった内容を学習させたが、同一被保険者のレセプトを連月や入院、外来、医科、調剤等で連結して点検・審査を行っている。これらについてもAIに学習させることで、判定精度を向上させることができると考えられる。

## 4. AIの審査業務への活用のあり方

AIを有効に活用すれば、点検・審査にかかわる事務量を大幅に増やすことも可能になり、職員の点検や審査委員による審査に必要な工数を削減し、より詳細な点検・審査が必要なレセプトに時間を割く等、審査の効率化と充実を支援できると考えられる。

また、現在の業務においては、医学的判断が必要な審査の一部について、審査委員から職員に妥当性の確認、査定内容の判断が付託される場合があるが、これらの部分をAIに判定させることにすれば、職員の作業工数を軽減できると考えられる。

なお、コンピュータチェックによる電子付せんの貼付は、AIによる判定とは機能が異なるため、AIを導入するとしても、引き続き実施することが必要と考えられる。

## 5. AI活用の費用対効果



AI の導入にあたっては、その費用対効果を推計し、審査事務共助等の効率化、審査委員の拘束時間の短縮、審査の充実による医療費の削減などの効果が導入費用を上回ることが条件となる。

また、AIが判定を誤ることによるコストも考慮しておく必要がある。

## 6. AI活用による審査結果の説明責任

審査の結果、査定となった箇所を医療機関に知らせる際、判断の根拠を示すことが求められるが、AIがブラックボックス化し、判定理由がわからない状態になるおそれもある。

現状では、職員や審査委員が査定事由を登録しているが、これをAIに学習させることにより、査定・査定対象外の判定に加え、査定事由を提示することができるようになる。

ただし、実質的にAIの判断に基づき査定を行うことになる場合、AIの判断に誤りが紛れ込む可能性があるため、再審査請求の体制を整えておくことが必要である。

## 7. 審査における地域差の確認

患者像や機械学習を活用することで、審査における地域差の解消を支援できる可能性がある。

疾病ごとに生成された患者像を都道府県間で比較することにより、地域差の存在が明確化され、地域差を踏まえた上で、審査基準を比較することで、審査における地域差の解消に向けた議論に資することができると考えられる。また、47国保連のレセプトデータをAI に学習させることができるのであれば、それが医学的に見て妥当かどうかは別として、形の上では全国的な統一基準を作成することも可能になる。

### ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

#### 1. 患者像を使用した医療費計算の試行

患者像を使用した医療費の分解が可能であることが示された。他の疾病についても患者像の作成、医療費分解を実施することで保険者による様々な活用が考えられる。

##### a. データヘルス等保健事業への活用

1人の加入者のレセプトを連結し、レセプトごとに医療費分解を行うことで、その加入者の病状について、経時的な変化の追跡が可能となる。また、こうした経時データの蓄積により、1時点の横断面ではなく、疾病のエピソード単位での推移をある程度見通すことができるようになる。

##### b. 健診データとの連結

本研究の内容と健診データを併せて活用することで、健診、保健指導、医療機関受診（病状の変化の把握）の流れをより詳細に把握し、分析することが可能になると考えられる。これにより、加入者により的確な助言や指導が行えるようになるほか、特定健診、特定保健指導、重症化予防等、各種施策の効果を評価することができると考えられる。また、予防の各段階から適切な医療機関受診及びその結果に至る一連の施策の流れについて、保険者として最適な介入

を行うことが可能になる。

##### c. 対処すべき集団の把握

詳細な分析が可能となった個々のレセプトの傷病名ごとの医療費データを集計することで、自保険者の状況をより詳細に把握できると考えられる。

例えば、傷病ごとに医療費のばらつきが見える（ある傷病の医療費が他と比較して少ない等）可能性があり、その場合、優先して対処すべき加入者及び疾病をより精緻に把握できると考えられる。

また、保険者による医療費の統計資料等の作成に関し、傷病ごとの統計資料をより正確に作成できるようになると考えられる。

##### d. 課題

患者像の診療項目については、医学的見地から、改善の余地が多くあると思われる。

また、KDBシステムの機能と今回の研究結果を整理し、今後実現すべき機能を検討する必要がある。

## 2. 患者像と保険者ごとの診療内容との比較

全体的に保険者ごとの差異は見られなかった。皆保険体制の下では、医療機関は患者がどの保険者に所属しているのかは考慮に入れていないことがわかる。ただし、地域差が大きい都道府県で分析すると、差異が出る可能性も考えられる。

また、この方法を別途、患者像と医療機関ごとの診療内容に適用すれば、提供される医療サービスの医療機関による差異、医療の標準化の程度を推測することが可能になると考えられる。

## 3. 患者像を使用した頻回受診者の把握

保険者の偏りや保険者ごとの傾向はなかったが、患者像と比較して受診回数が過剰と考えられる加入者を抽出できたことで、指導等に活用できる可能性がある。特に高額薬剤、検査等の摘要を対象とすることで、効果があると考えられる。

## E. 結論

### ① レセプト情報をAIで類型化することによる医療費の分析及び利活用方策の検討のための研究

本研究により、大量のレセプトデータとAI技術を用いて、患者像を作成可能であることが示唆された。

今後、新たな処理の追加等により、より診療実態を表した患者像を作成できると考えられ、がん、認知症等についても患者像を作成し、網羅性のある患者像群を作成した上で、利活用について研究、検討を継続することが望まれる。

### ② レセプト審査におけるAIの活用可能性に関する研究

患者像の活用については、今回の研究では、これを直接審査に活用することはできないものの、重点的に審査を行う対象として、かい離度の高いレセプトやそれらの数が多い医療機関の抽出には役立つと考えられる。

また、AIにレセプトを学習させ、判定を行わせることについては、更に改善が必要であるものの、一定の

有効性が確認された。今後、同規模のデータを使用した検証が必要である。

今後国保連等では、レセプトの一層の増加が予想されるが、国民負担を軽減する観点からは、審査業務の効率化・高度化は喫緊の課題である。また、審査委員は医療機関における診療等を行いながら夜間や休日に審査業務に従事しており、AIにより、その負担を軽減できると考えられる。医療機関にとっても、AIによる効率的な審査は、支払いの迅速化等のメリットに繋がると考えられる。

活用範囲の広がりに応じてメリットも大きくなると考えられることから、各国保連や国保中央会において、審査委員、保険者、医療機関など関係者の理解を得ながら、活用に向けた具体的な検討を加速することが望まれる。

### ③ 保険者による患者像の活用に関する研究

医療費分解については、患者像の活用や、健診データとの連結した分析が、有効であることが示唆された。一方、患者像の内容について、医学的見地からなお改善の余地があることが明らかになった。

また、保険者ごとの分析については差異が認められない等の課題が存在し、今回の分析からは保険者業務への活用方法を見出すことができなかった。さらに、頻回受診者の把握については、従来よりも詳細に加入者の受診状況を把握し、指導に活用できることが明らかになった。

以上を踏まえれば、今後、生活習慣病以外の他疾病についても同様の患者像を作成した上で、分析可能性の研究を継続することが望ましいと考えられる。

## F. 健康危険情報

なし

## G. 研究発表

なし

## H. 知的財産権の出願・登録状況

### 1. 特許取得

名称：診療明細検査装置、診療明細検査方法及び  
コンピュータプログラム

種類：特許権

番号：特願2020-91700

出願年：2020

### 2. 実用新案登録

なし

### 3. その他

なし