# 医療レセプト情報に基づく処方アウトライア検出方法の検討と 実験に基づく考察

佐藤 淳平<sup>†</sup> 賀好 昭仁<sup>†</sup> 合田 和生<sup>†</sup> 喜連川 優<sup>†</sup> 満武 巨裕<sup>‡</sup> †東京大学 生産技術研究所 〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 ‡ 医療経済研究機構 〒105-0003 東京都港区西新橋 1-5-11 第 11 東洋海事ビル 2F E-mail: † {jsato, kako, kgoda, kitsure}@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp, ‡ mitsutake@ihep.jp

あらまし 国家や企業に於いて、蓄積されたデータの解析結果に基づく組織の運営方針の決定が試みられている. 医療の分野では、公的保険制度のもと、我が国で提供される医療サービスの殆どが医療レセプト情報と呼ばれる請求データとして蓄積されている. 少子高齢化に伴う労働人口の減少が見込まれ、かつ、高齢化に伴い医療費が増加し続けている我が国に於いて、現行の医療サービス提供体制を維持するためには、当該データを活用した分析結果に基づき、医療資源の適正化や医療費の増加の抑制を実現する医療政策の立案を行い、実行することが求められている. 特に、2000年から 2017年の間で 8 兆円増加した外来医療費のうち、約5 兆円を占めている薬剤関連費用の増加の抑制は重要な医療政策課題の一つである. 本論文では、外来診療に於ける薬剤関連費用の増加の抑制を可能とすること目的とし、電子レセプト情報に基づき重複投薬等の不要な処方が発生している患者(処方アウトライア)の検出手法を提案し、簡易的な評価データを用いた検出精度の検証結果を示し、今後の展望について報告する.

キーワード 電子レセプト情報,処方,アウトライア

### 1. はじめに

近年, 国家や企業に於いて, ログデータ等の様々な データを収集・蓄積し、蓄積されたデータの解析結果 に基づく組織の運営方針の決定が試みられている. 例 えば,医療分野に於いては,公的医療保険制度のもと, 我が国に於いて提供される医療の殆どが電子化された 医療レセプト情報(以下,電子レセプト情報)と呼ば れる医療費の請求データとして継続的に収集されてい る[1, 2]. 2018 年度末時点に於いて約 9 年分の電子レ セプト情報(148.1 億件)が医療データベースとして蓄 積されている[2]. 少子高齢化に伴う労働人口の減少が 見込まれ,かつ,高齢化に伴い医療費が増加し続けて いる我が国に於いて, 現行の医療提供体制を維持する ためには、これらの蓄積されたデータに基づき、我が 国に於いて提供されている医療の実態を精緻に把握し, 医療資源の適正化や医療費の増加の抑制を実現する医 療政策の立案・実行が必要である.特に,2000年から 2017年の間で8兆円増加した外来医療費のうち、約5 兆円を占めている薬剤関連の費用の増加の抑制は重要 な医療政策課題の一つである[3].

厚生労働省の第三期医療費適正化計画では、外来医療費の適正化を目的とした医療施策の一つとして、重複投薬などの不要な処方の適正化が含まれている[4,5]. 重複投薬とは、複数の医療機関から同じ薬効の薬剤が重複して処方されていることを意味し、このような不要な処方を抑制することで約600億円の医療費を削減可能であることが示されている[5]. 現在、重複投与の抑制等を目的とした取り組みとして、「お薬手帳」

と呼ばれる処方された薬剤の情報を管理するための手帳を活用した確認作業が調剤薬局で実施されている[6,7]. しかしながら、お薬手帳は必ずしも全ての処方履歴を網羅しているとは限らず、重複投薬等の不要な処方の検出漏れが発生している可能性がある。例えば、高松らのアンケート調査では、調査対象の調剤薬局のうち、他の薬局の処方履歴を自局の処方履歴に統合・反映を行っていない回答した薬局は 58.6%であり、自局で保管している処方履歴は自局のみで閲覧可能と同答した薬局は 74.7%であることが報告されている[7].このことから、お薬手帳では複数の医療機関を利用している患者の処方履歴を横断的に追跡することが難している患者の処方履歴を横断的に追跡することが難しく、重複投薬等の不要な処方が発生している患者を正確に把握することが困難だと考えられる.

そこで、本論文では、外来診療に於ける薬剤関連費用の増加の抑制を可能とすることを目的とし、電子レセプト情報に基づき重複処方等の不要な処方が発生している患者を自動的に検出する手法を提案する。前等の医療行為の殆どが電子レセプト情報に含まれている処置やれているの医療行為の光が電子レセプト情報を活用することが可能である。更利の処方履歴を全て把握することが可能である。更利の大け、保険請求の業務に使用されている統一の対するとで、に、で、大いで記述されているため、複数の医療機関の地方情報を簡便かつ正確に集約・処理することが可能である。以上のことから、電子レセプト情報を活用す

ることで,重複投薬等の不要な処方が発生している患者を高い精度で検出できると考えられる.

本論文の構成は以下の通りである。2.では電子レセプト情報の概要と処方関連レコードについて述べる。3 では重複投薬等の不要な処方が発生している患者「処方アウトライア」について述べ、4.にて処方アウトライアの検出方法を提案し、5.にて簡易的な評価データを使用した検証結果を示す。6.に於いて関連研究を示した後、7.に於いて本論文を纏める。

# 2. 電子レセプト情報および処方関連レコード 2.1. 電子レセプト情報の概要

公的医療保険が適用される保険診療について、保険 医療機関(病院,診療所等,歯科医院等)及び保険薬 局(調剤薬局)は、毎月、保険者に対する医療費の請 求書を決められた様式で作成し,請求内容の適切性を 判断する審査支払機関へ送付する. その後, 審査支払 機関での審査を行った上で,保険者への請求を行い, 保険者は医療費のうち保険者負担分を医療機関に支払 う. この際の請求書は、レセプト(診療報酬明細書; medical insurance claim; (独) Rezept) と呼ばれ, 請求 元である医療機関の情報に加えて,被保険者毎に,患 者の属性情報,傷病名,提供した処置,処方した薬剤, 診療報酬点数等が記載される[8]. 従来は、紙媒体を用 いた請求書処理が行われていたが,平成11年に磁気媒 体等による電子的な手段による提出が認められ, 審査 支払機関でのレセプト電算処理システムの構築に伴い, 電子化したレセプト情報を電子媒体で提出することが 可能となった. 電子レセプト情報は,紙媒体による診 療報酬の請求手続きに於いて使用されていた記載様式 を踏襲したデータ構造を有しており、当該情報は CSV (Comma-Separated Values) 形式のテキストにより構成 される [8]. 図 1 に電子レセプト情報の一例を示す. テキスト中の各行はレコードと呼ばれ, 各レコードの 1番目のカラム(英数字2文字)に記載される情報が、 そのレコードの種別を表しており、レコード種別ごと に各カラムに記載される情報は異なる. レコード種別 が RE であるレコード (RE レコード) を先頭とする一 連のレコード群が1件のレセプトを構成する.

電子レセプト情報は、請求元の医療機関の種別等に 応じて記載様式が定められており、当該様式は主に以 下の4つに分類される.

- 医科レセプト:病院や診療所等の医療機関に於いて患者が外来診療もしくは入院診療を受けた際に発行される.
- DPC レセプト: 一部の急性期病院に於いて患者が,診断群分類別包括支払い制度(DPC/PDPS制度)の対象である入院診療を受けた際に発行される.

図1 電子レセプト情報の一例

- 歯科レセプト:病院や診療所等の医療機関に於いて患者が歯科診療を受けた際に発行される.
- 調剤レセプト:調剤薬局に於いて患者が調剤を 受けた際に発行される.

レセプトは医療費の請求を元来の目的としているため、臨床検査の値や診断画像等の臨床情報は含んでいない. しかしながら、我が国は公的医療保険制度および公的介護保険制度を採用しているため、先進医療や治験等の例外的なケースを除き、国内で提供される医療行為の殆どは公的保険の対象となっている[9]. そのため. 電子レセプト情報を用いることにより、我が国において提供されている診療行為や処方等の医療行為を、複数の医療機関・調剤薬局に跨って、横断的に把握することが可能だと考えられる.

# 2.2. 電子レセプト情報に含まれる処方関連レコード の概要

電子レセプト情報に含まれるレコードのうち、医科・DPC・歯科レセプトではレコード種別が IY であるレコード (IY レコード), 歯科レセプトでは IY レコードおよびレコード種別が CZ であるレコード (CZ レコード) に、処方関連情報が記載されている[8]. なお、DPC レセプトでは、DPC/PDPS 制度の対象下で使用された薬剤についてのみ、レコード種別が CD であるレコード (CD レコード) に処方関連情報が記載される. 我が国では、医薬分業により、外来診療に於ける薬剤の処方は院外処方、即ち、調剤薬局によって行われている. 院外処方率は 2019 年に於いて 74.9%に達していることから、外来診療に於ける処方の情報の殆どが調剤レセプトに記載されていると考えられる[10].

処方関連レコードに記載される処方関連情報は以下の通りである.

- レセプト電算処理システム用コード:薬剤ごと に定められた9桁の数字(医薬品コード)
- 処方回数:対応する医薬品の合計処方回数

- 処方日:対応する医薬品が処方された日付
- 調剤日:対応する医薬品が調剤された日付

医薬品コードは一般的名称が同一である薬剤であっても,販売会社ごとに異なる数字が定められている.例えば,一般的名称:ロキソプロフェンナトリウムの薬剤であるロキソプロフェンナトリウム錠 60mg(販売会社:ファイザー)の医薬品コードは 620099003 であるが,同一の一般名称の薬剤であるロキソプロフェンNa錠 60mg(販売会社:東和薬品)の医薬品コードは620099201 である.その為,多くの場合,一般的名称に基づき薬剤を集約し,処方量および処方回数を合算することで,患者に処方された医薬品の総処方量および総処方回数が算出される.

# 3. 処方アウトライア

本論文では、重複投薬等の不要な処方により、同一の薬剤が処方された患者群と比較して当該薬剤の処方量・処方回数が大きく異なる患者を処方アウトライアとして定義する.

医療分野では、合併症の発症・重症化等により通常 の治療プロセスから逸脱した患者や, 同一疾患の患者 群と比較して入院期間・治療費・薬剤の処方総量が高 い患者等がアウトライア(outlier)と呼ばれることが多 い[11-17]. これらのアウトライアのうち、諸外国と比 較して, 我が国では外来診療に於いて処方アウトライ アが発生する可能性が高い. イギリスやフランス, オ ランダなどの多くの諸外国に於ける公的保険では,か かりつけ医制度の下,患者自身は予め登録しておいた, かりつけ医や家庭医と呼ばれる総合診療医(General Practitioner, 通称 GP) への受診が原則的に義務付けら れている[18]. これらの国では, 患者は GP の紹介の下, 基本的に一つの病院から治療・処方を受けることとな る. 一方で我が国の公的保険ではフリーアクセス制度 の下, 患者が受診先の医療機関および受診日を自由に 選択可能であり[19]、患者は症状別に専門のクリニッ クを選択・受診し、複数の医療機関から治療・処方を 受けることが可能である. 複数の医療機関を同時に受 診している患者に於いて, 夫々の医療機関の医師が他 の医療機関での処方内容を十分に把握できなかった場 合に、複数の医療機関から同じ薬効の薬剤が重複して 処方され,重複投薬が発生する恐れがある.前述の通 り、このような重複投薬を抑制するため、調剤薬局で はお薬手帳を活用した確認作業を実施している. しか しながら, お薬手帳は必ずしも全ての処方履歴を網羅 しているとは限らず, また, 複数の医療機関を利用し ている患者は、 夫々の医療機関の最寄りの調剤薬局を 利用していることがあるため, 夫々の調剤薬局の薬剤 師は重複投薬の発生を認識できない可能性がある.こ のような処方アウトライアの発生を抑制するためには, 複数の医療機関から処方された薬剤の情報を横断的に 追跡可能な電子レセプト情報に基づき,処方アウトラ イアを検出することを可能とする手法が必要である.

# 4. 処方アウトライアの検出方法

本論文では、電子レセプト情報に基づく処方アウト ライア候補の患者を検出する手法を提案する.

これまでに、先行研究に於いて dos Santos らは、処方1回当たりの処方量および1日当たり服薬頻度の情報に基づき、病院内で発生した処方ミスを検出する方式が提案している[20]. 本手法では、先行研究で用いられていた手法を拡張し、複数の医療機関・調剤薬局より発行された電子レセプト情報を患者ごとに集約し、一カ月当たりの総処方量および合計処方回数に基づき処方アウトライアの検出を行う.

当該手法のアルゴリズムを図2に示す. 当該アルゴリズムを構成する処理ステップは以下の通りである.

- 1) まず、各々の患者 p について月 t に発生した電子レセプト情報 R(t, p)のより、薬剤 c の総処方量 d および合計処方回数 f を算出し、d と f から構成されるタプルの出現頻度を集計する. 当該タプルの出現頻度は、月 t に於ける薬剤 c の合計処方量が d であり、かつ合計処方回数が f である患者の数を示す.
- 次に、タプルのノードの集合を V, 2 つのノード u, v を接続するエッジ E より構成されるグラフ G を構築し、ノード間の距離に基づきノード間 の類似度を算出する.
- 3) 各ノードの出現頻度および算出されたノード間 の類似度に重み付きページランクアルゴリズム を適用し、各ノードの中心性スコアを算出する.
- 4) 最後に、中心性スコアの値が、中心性スコアの 平均値にアウトライアの判定閾値αを乗算した 値以下であるノードに属する患者をアウトライ ア候補として出力する.

各ノード間の類似度は、各ノードを処方頻度と処方量の2軸からなるユークリッド空間にマッピングし、下記の式より算出した.

#### 1/(1+ノード間の距離)

上記式に示すように、類似度の値が1に近いほどノード間の類似度が高い(ノード間の結びつきが強い)ことを表しており、0に近いほどノード間の類似度が低い(ノード間の結びつきが弱い)ことを示している.

一度の外来診療に於いて処方可能な処方量は厚生 労働省により定められており、その値は薬剤ごとに大 きくことなる. 例えば、向精神薬であるセコバルビタ ールは一度に 14 日分のみが処方可能であるが、睡眠 導入薬であるニトラゼパムは一度に 90 日分が処方可 能である. そのため、一か月分の処方頻度と処方量の

```
Algorithm 1 Algorithm for extracting outlier patients
```

**Input:** a set of person P, a set of rezept R, the target drug code c, the target month t, the outlier threshold  $\alpha$ 

Output: a list O containing the outlier value for each person  $p \in P$ , 1 for outlier and -1 for non-outlier

```
1: D \leftarrow 0
2: O \leftarrow 0
3: for each p in P do
      d(p) \leftarrow calcDose(R(t, p), c)
 4:
       f(p) \leftarrow calcFrequent(R(t, p), c)
       D[d(p), f(p)] \leftarrow +1
 7: end for
 8: for each u, v in D do
     W[u,v] \leftarrow similarity(u,v)
9:
10: end for
11: C \leftarrow WeightedPageRank(W, D)
12: \overline{E} \leftarrow mean(C)
13: for each p in P do
      if (C[d(p)\ f(p)] \leq \overline{E} \times \alpha) then
14:
15:
          O[p] \leftarrow 1
16:
       else
17:
          O[p] \leftarrow -1
       end if
18:
19. end for
20: return O
```

図2処方アウトライアの検出アルゴリズム

2軸からなるユークリッド空間に於いて、ノード間の 距離の取り得る値の分布は薬剤ごとに大きく異なる可 能性がある. そこで本論文では, ロバストzスコアに 基づきノード間の距離を標準化した後、類似度の算出 を行った[21].

このように、電子レセプト情報を活用することで、 複数の医療機関から処方が行われている患者であって も, その処方履歴を横断的に追跡可能であり, 処方ア ウトライアを高い精度で検出だと考えられる.

## 5. 評価実験

#### 5.1. 評価データおよび評価指標

本論文では, 医療従事者が作成した正解データセッ トを用いた詳細評価の前実験として, 小規模かつ簡易 的な評価用データ (以下, 簡易評価データ) を用いた 事前評価を実施した. 提案手法の有効性を正確に検証 するためには, 真に処方アウトライアであることがラ ベル付けされた患者群の処方データと, 真に処方デー タアウトライアでないことがラベル付けされた患者群 の処方データの両方から構成される正解データセット が必要である.一般的に,医療分野の研究に於ける正 解データセットの作成は医師等の医療従事者らによっ て行われる. 正解データセットの作成に於いて, 医療 従事者らは, 各患者が真に処方アウトライアであるか 否かの判定を行うため, 各患者の処方履歴や治療歴, 病歴等を確認する必要がある. しかしながら, 図1に 示した通り, 電子レセプト情報は診療報酬の請求手続 きに使用されている CSV 形式のテキストデータであ

り、処方した薬剤の医薬品コードやその使用量等のみ が記載されており、薬剤の名称や薬効などの情報はレ セプトには記載されていない. また, 調剤レセプトに は治療対象の疾患等の情報は含まれておらず、どの疾 患に対する処方であるかを把握するためには,薬剤の 処方を依頼した医療機関の医科レセプトを参照する必 要がある. このように、医療従事者らが電子レセプト 情報から直感的に患者が処方アウトライアであるか否 かを判断することは困難であり, 正解データセットの 作成には多くの時間を要する. そこで本論文では、事 前評価として、著者らが作成した簡易評価データを用 いた評価実験を行った.

簡易評価データの作成には,これまでに著者らが提 供を受けた岐阜県下の地域保険者の電子レセプト情報 を用いた[22]. 評価対象の薬剤として, 先行研究の評価 実験に使用されていたビタミン剤の一種:メコバラミ ン,幅広い疾患で処方されるロキソプロフェン水和物, 過剰な処方がこれまでに報告されているゾルピデムを 用いた, 評価対象の薬剤が 2016 年 4 月に処方された 患者を評価対象患者として用いた. 一か月間に於ける 対象薬剤の総処方量が,厚労省により定めらている一 か月当たりの用量上限の2倍を超えている患者を処方 アウトライアとして定義した. 評価の指標には、先行 研究に於いて使用されていた Precision, Recall および F-measure (Precision と Recall の調和平均) に加え, ROC 曲線下面積 (Area Under the ROC curve, AUC 値) を使用した.

#### 5.2. 結果

まず、アウトライア判定閾値:  $\alpha$  を 0.1 から 1.0 の 間を0.1刻みで変化させ,各々の $\alpha$ 値に於ける Precision, Recall および F-measure の値を測定した. 表 1 に処方 アウトライアの抽出精度の検証結果を示す. メコバラ ミンでは  $\alpha = 0.8$  の場合に於いて Precision: 1.000, Recall: 0.837, F-measure: 0.911 と最も高い値を示した. ロキソプロフェン水和物ではα=0.6 の場合に於いて Precision: 1.000, Recall: 0.950, F-measure: 0.974 と最も 高い値を示し、ゾルピデム酒石酸塩ではα=0.7の場合 に於いて Precision: 1.000, Recall: 0.875, F-measure: 0.933 と最も高い値を示した.

次に,薬剤ごとに, F-measure の値が最も高い値を示 した $\alpha$ を使用し、処方アウトライアの抽出精度のAUC 値を測定した. 図 3 に各々の薬剤の ROC 曲線および AUC 値を示す. メコバラミン ( $\alpha$ =0.8) に於いて AUC 値: 0.947, ロキソプロフェン水和物 (α=0.6) に於いて AUC 値: 0.990, ゾルピデム酒石酸塩 ( $\alpha = 0.7$ ) に於い て AUC 値: 0.960 と高い値を示した. 以上の結果より, 提案方式を用いることで高い精度で処方アウトライア を検出できる見込みを得た. 著者らは現在, 医療従事

表 1 処方アウトライアの抽出精度の検証結果

薬剤	評価指標	アウトライアの判定閾値 α									
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
メコバラミン	Precision	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.746	0.461
	Recall	0.224	0.224	0.224	0.224	0.265	0.408	0.551	0.837	0.959	0.959
	F-measure	0.367	0.367	0.367	0.367	0.419	0.580	0.711	0.911	0.839	0.623
ロキソプロフェン水和物	Precision	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.625	0.408	0.274	0.149
	Recall	0.000	0.050	0.050	0.150	0.550	0.950	1.000	1.000	1.000	1.000
	F-measure	0.000	0.095	0.095	0.261	0.710	0.974	0.769	0.580	0.430	0.260
ゾルピデム酒 石酸塩	Precision	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.750	0.533	0.381
	Recall	0.042	0.083	0.167	0.333	0.375	0.708	0.875	1.000	1.000	1.000
	F-measure	0.080	0.154	0.286	0.500	0.545	0.829	0.933	0.857	0.696	0.552

者らによる正解データセット作成を効率的に実行することを可能とするツールの開発を行っている.今後, 当該ツールを用いて作成した正解データセットを用い た評価を実施し,その結果について報告する.

#### 6. 関連研究

これまでに、アウトライアの検出や処方ミスの検出について様々な研究が報告されている.

Hauskrecht らは、ベイジアンネットワークと単純ベ イズ分類器を活用した確率モデルに基づき, 症状や検 査値に異常が発生している患者を検出する方式を提案 し,電子カルテ情報を用いた評価に於いて,心臓外科 手術後に異常が発生した患者を検出可能であることを 報告している[23,24]. Huang らは, ケア履歴のテキス トデータから抽出した医療行為等の単語とその発生件 数をペアワイズ法に適応し,算出された患者の類似度 に基づく患者のグルーピングを行うことで, 通常のケ アプロセスから逸脱した患者を検出する方式について 提案している[25]. Presbitero らは、自己回帰モデルと 分布の尖度・歪度を組み合わせた重篤患者の検出方式 を提案している [26]. Schiffらは, MedAware と呼ばれ る機械学習に基づき電子カルテから処方ミスを検知す る市販のソフトウェアについて,病院の臨床データを 用いた評価結果について報告している[27].

### 7. おわりに

本論文では、外来診療に於ける薬剤関連費用の増加の抑制を可能とすることを目的とし、電子レセプト情報に記述された処方関連情報に基づく処方アウトライアの検出方法を提案した。岐阜県下の地域保険者より提供頂いた電子レセプト情報を用いた簡易的な評価実験を行った。その結果、処方アウトライアを F-measure: 0.911 以上と高い精度で検出可能であることを示し、提案手法が有効である見込みを得た。今後、医療従事者

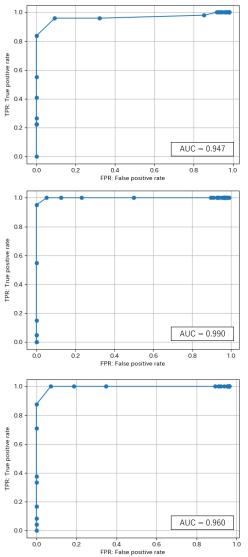


図 3 処方アウトライアの抽出精度の ROC 曲線 (上:メコバラミン,中:ロキソプロフェン水和物, 下:ゾルピデム酒石酸塩)

により作成された評価用データセットを用いた評価を 実施し、本手法の有効性の検証を行う.

# 参考文献

- [1] 満武巨裕. 日本のレセプト情報・特定検診等データベース (NDB) の有効活用",情報処理,Vol. 56, No. 2, pp. 140:144, 2015.
- [2] 厚生労働省. 医療・介護データ等の解析基盤に関する 有識 者会議報告書について, https://www.mhlw.go.jp/content/12601000/00043907 2.pdf, 2020年12月24日に参照.
- [3] 全国保険医団体連合会. 2000~2017 年度における 概算医療費と薬剤費の推移, https://hodanren.doc-net.or.jp/news/tyousa/181115\_srh\_med.pdf, 2020 年 12 月 24 日に参照.
- [4] 厚生労働省. 第三期医療費適正化計画(2018 年 ~2023 年 度 ) に つ い て , https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/00 00190705.html, 2020 年 12 月 24 日に参照.
- [5] 厚生労働省. 医療費適正化基本方針の改正・医療費 適 正 化 計 画 に つ い て , https://www.mhlw.go.jp/file/06-Seisakujouhou-12400000-Hokenkyoku/0000190972.pdf, 2020 年 12 月 24 日に参照.
- [6] 厚 生 労 働 省 . お 薬 手 帳 に つ い て , https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/iryoujyouhou/d ai8/siryou6.pdf, 2021 年 2 月 10 日に参照
- [7] 安高翔大,細野繁.お薬手帳の電子化促進に向けたデータ信用確保の提案,経営情報学会 2020 年全国研究発表大会,pp. 182-185, 2021.
- [8] 厚生労働省保険局. 診療報酬情報提供サービス, http://www.iryohoken.go.jp/shinryohoshu/, 2020 年 12月24日に参照.
- [9] 厚生労働省. 保険診療の理解のために, https://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/kenko u\_iryou/iryouhoken/dl/shidou\_kansa\_09.pdf, 2021年 2月10日に参照.
- [10]日本薬剤師会. 医薬分業進捗状況, https://www.nichiyaku.or.jp/activities/division/faqSh inchoku.html, 2020年12月24日に参照.
- [11] Kuwabara K, Imanaka Y, Matsuda S, et al. The association of the number of comorbidities and complications with length of stay, hospital mortality and LOS high outlier, based on administrative data. Environ Health Prev Med. 2008;13(3):130-137.
- [12] Lagoe R, Pernisi L, Luziani M, Littau S. Addressing hospital length of stay outlier patients: A community wide approach. Advances in Bioscience and Biotechnology, 2019;5:188-196.
- [13] Felder S. The variance of length of stay and the optimal DRG outlier payments. Int J Health Care Finance Econ. 2009 Sep;9(3):279-89

- [14] Vermersch P, Radue EW, Putzki N, Ritter S, Merschhemke M, Freedman MS. A comparison of multiple sclerosis disease activity after discontinuation of fingolimod and placebo. Mult Scler J Exp Transl Clin. 2017;3(3):2055217317730096.
- [15] Cooney RN, Haluck RS, Ku J, Bass T, MacLeod J, Brunner H, Miller CA. Analysis of cost outliers after gastric bypass surgery: what can we learn? Obes Surg. 2003 Feb;13(1):29-36.
- [16] Pirson M, Dramaix M, Leclercq P, Jackson T. Analysis of cost outliers within APR-DRGs in a Belgian general hospital: two complementary approaches. Health Policy. 2006 Mar;76(1):13-25.
- [17] Alameda C, Suárez C. Clinical outcomes in medical outliers admitted to hospital with heart failure. Eur. J. Intern. Med, 2009;20(8):764-767.
- [18] 厚生労働省,各国のかかりつけ医制度について, https://www.mhlw.go.jp/shingi/2007/06/dl/s0621-6c\_0006.pdf,2020年12月24日に参照.
- [19] 厚生労働省,質の高い医療サービスの安定的な提供,https://www.mhlw.go.jp/wp/hakusyo/kousei/11/dl 02-04.pdf, 2020 年 12 月 24 日に参照.
- [20] Santos HDPD, Ulbrich AHDPS, Woloszyn V, Vieira R. DDC-Outlier: Preventing Medication Errors Using Unsupervised Learning. IEEE J Biomed Health Inform. 2019 Mar;23(2):874-881.
- [21] Malo N, Hanley JA, Cerquozzi S, Pelletier J, Nadon R. Statistical practice in high-throughput screening data analysis. Nat Biotechnol. 2006 Feb;24(2):167-75.
- [22]佐藤淳平,合田和生,喜連川優,満武巨.電子レセプト情報に基づく患者の死亡推定方式の検討,第24回日本医療情報学会春季学術大会 シンポジウム 2020 Web,pp. 158-160, 2020.
- [23] Hauskrecht M, Valko M, Kveton B, Visweswaran S, Cooper GF. Evidence-based anomaly detection in clinical domains. AMIA Annu Symp Proc. 2007 Oct 11;2007:319-23
- [24] Hauskrecht M, Batal I, Valko M, Visweswaran S, Cooper GF, Clermont G. Outlier detection for patient monitoring and alerting. J Biomed Inform. 2013 Feb;46(1):47-55.
- [25] Huang Z, Lu X, Duan H. Anomaly detection in clinical processes. AMIA Annu Symp Proc. 2012;2012:370-379
- [26] Presbitero A., Quax R, Krzhizhanovskaya V, Sloot P. Anomaly detection in clinical data of patients undergoing heart surgery. Procedia Comput Sci. 2017;108:99-108.
- [27] Schiff GD, Volk LA, Volodarskaya M, Williams DH, Walsh L, Myers SG, Bates DW, Rozenblum R. Screening for medication errors using an outlier detection system. J Am Med Inform Assoc. 2017 Mar 1;24(2):281-287.