

一般口演

一般口演10

データマイニング・テキストマイニング

2017年11月21日(火) 16:00 ～ 17:30 F会場 (10F 会議室1004-1005)

[2-F-3-OP10-3] 医業未収金の予防についての新たな方策 - AIによる未収患者の特徴量の抽出と予防効果について -

奥村 拓史¹, 梁瀬 鐵太郎¹, 福田 健¹, 前間 孝久¹, 相馬 陽一², 辻村 弘子², 加塩 大吾² (1.株式会社三菱総合研究所, 2.東京慈恵会医科大学附属柏病院)

【研究の背景と目的】

超高齢化社会の到来による社会保障財源の逼迫により病院経営を取り巻く環境は一層厳しさを増している。医業未収金問題は病院経営上の問題にとどまらず、いまや社会課題として広く認知されている。

未収金への対応策は「未然」と「発生後」の対策に大別される。前者はマニュアル整備と実行、後者は回収の外部委託が一般的だが、いずれも労力の割に効果が乏しく、未だ解決に至っていない。

本稿では「未然の対策」として AIを使った新たな解決策の提案を行う。さらに、実証実験を行い、その効果についての報告も行う。

【方法】

入院患者25,000人のデータを用い統計的手法ならびに機械学習による未収患者予測モデルの構築を行う。対象は支払い能力があるにも関わらず診療費を支払わない悪意のある患者である。したがって、生活困窮者は対象から除外した。最適なモデル選択のためにさまざまな手法による精度比較を行う。その結果をもとに、最終モデルを選択し全員のスコアリングを行う。そしてランク毎のアクションプランを作成・実行する。

【分析結果】

精度比較の結果、ロジット・モデルを最終モデルとした。未収患者の特徴量として5つの変数が選択された。スコアによりカットオフラインを設定し、患者をグリーン（対策なし）、イエロー（要ウォッチ）、レッド（要対策）の3つに大別した。レッドは全患者のたかだか9%に過ぎないが未収患者の80%を捕捉できる。これにより「未然の対策」の大幅な効率化が可能となるだけでなく、大きな予防効果が期待できる。

【結語】

未定

* 実証実験（POC）は2017年8月～10月にかけて行う予定である。学会報告の機会を得られれば、実証結果を含めた結語とし報告を行いたい。

医業未収金についての新たな方策

- AI による未収患者の特徴量の抽出と予防効果について -

奥村 拓史^{*1}、加塩 大吾^{*2}、梁瀬 鐵太郎^{*1}

辻村 浩子^{*2}、相馬 陽一^{*2}、前間 孝久^{*1}、福田 健^{*1}

^{*1} 株式会社三菱総合研究所、^{*2} 東京慈恵会医科大学附属柏病院

New strategies against unpaid medical bills in the medical profession - Extraction of feature values of non-paying patients using AI and its preventive effects -

Hiroshi Okumura^{*1}, Daigo Kashio^{*2}, Tetsutaro Yanase^{*1}

Hiroko Tsujimura^{*2}, Yoichi Souma^{*2}, Takahisa Maema^{*1}, Ken Fukuda^{*1}

^{*1} Mitsubishi Research Institute, Inc., ^{*2} The Jikei University Kashiwa Hospital

The strain on financial resources for the social security system with the arrival of a super aging society has caused the environment surrounding hospital management to become increasingly stricter. The issue of unpaid medical bills, as well as problems of hospital management are widely accepted as current social problems.

Countermeasures for unpaid bills are broadly divided into ‘preventive measures before occurrences’ and ‘measures to collect payment after occurrences’. The former involves the provision and implementation of a manual, whereas the latter generally involves outsourcing collection. However, neither are efficient in terms of manpower spent, and a solution has not yet been reached.

In the present report, we clarified the characteristics of patients who have not paid using artificial intelligence (AI) to propose a new strategy as ‘advance measures’.

Keywords: Issue of unpaid medical bills, Artificial Intelligence (AI), new strategy as ‘advance measures’

1. 緒論

わが国は少子高齢化の急速な進展により、世界でも類を見ない超高齢化社会を迎えている¹。高齢化は医療サービスの需要を増大させ、少子化は社会保障制度を支える現役世代の減少から、社会保障財源を逼迫させる要因となる。更に、近年の経済の低成長化も相俟って、わが国の社会保障システムは危機的状況にある。厚生労働省は「社会保障改革の全体像」(厚生労働省(2014)¹)の中で、今後、急激に増える社会保障費は、医療・介護費用だと試算している。

政府はその対応策として社会保障費の伸びを抑制する具体策を打ち出した。特に医療分野においては診療報酬の引き下げなど、さまざまな医療政策を推し進めることで医療費を縮減するとしている。それにより、病院経営を取り巻く環境は一層の厳しさを増しており、一般社団法人全国公私立病院連盟、一般社団法人日本病院会(2017)²のレポートでは、調査対象の病院のうち72.9%が赤字だとしている²。

医業経営が混迷するなか、未収金に再び注目が集まっている³。左右田(2016)³は経営指標を用いて黒字病院と赤字病院の収益性比較を行い、未収金回転率が病院収益に大き

な影響を及ぼすことを明らかにし、その向上は病院経営の重大な課題とした⁴。

医業未収金については2005年、四病院団体協議会が大規模な調査を行った。そこでは、当該病院に加盟する3,270病院の累積未収金額が1年間で約219億円もあり、3年間で約426億円に上ることが明らかにされた。厚生労働省は2007年、「医療機関の未収金問題に関する検討会(以下、「検討会」)を立ち上げ、未収金の分析と対応策について記した報告書をまとめた(厚生労働省(2008)⁵)。

これを受けて、独立行政法人国立病院機構が医業未収金の回収業務の一部を市場化テストという形で民間会社に委託開始した。また、平成21年2月には四病院団体協議会が未収金発生防止マニュアルおよび回収マニュアルを作成し、全国約5,700か所の会員病院へ配布した。

これまでは、それぞれの病院が経営上の課題として未収金回収に取り組んできたが、ようやく社会的問題として認識されるようになった。

¹ 「超高齢化社会」とは、一般的に65歳以上の人口の総人口に占める割合が21%を超える社会をいう。

² 病院別にみると赤字割合はそれぞれ、自治体病院は89.0%、その他公的病院は60.3%、私的病院は45.9%となっている。

³ 厚生労働省は2008年以来、10年ぶりに未収金の実態についての再調査を行う。

<http://www.mhlw.go.jp/sinsei/chotatu/chotatu/wto-kobetu/2017/07/wt0703-01.html>

⁴ 2016年、一般病院の医業利益率は0.8%である(厚生労働省(2017)⁴)。これは未収金を補う(同等の利益を捻出する)には、その125倍の医業収益が必要であることを意味する。例えば、1,000万円の未収金を補うには12.5億円の保険診療が必要だ。病院経営にとって、「未収金を減らす」か「診療を増やして利益を増やす」かのどちらかに注力すべきかは、論を俟たない。

未収金への対応策は「未然の防止策」と「発生後の回収対策」に大別される。前者は防止マニュアル整備とその実行、後者は回収業務の外部委託が一般的だが、いずれも労力の割に効果が乏しい⁵。特に発生後の回収にはコスト面だけでなく、回収行動において多大な困難に直面することは想像に難くない。したがって、できるだけ未収金を発生させないような実行可能で効果的な予防策を検討することが重要となる。

2. 目的

本稿では「未然の対策」として AI (artificial intelligence, 人工知能) を使った新たな解決策の提案を行う。具体的には患者のデータから AI を用いたスコアリング・モデルを構築し、未収患者の分析を行う。そして、未収のしやすさ別 (患者の信用度に応じた) にランク付けを行う。ランク付けができれば、患者の信用度に応じた防止策の実施など、効率的で効果的な対策が可能となり、未収金の大幅な削減が期待できる。

医業未収金については、その実態と対策について国の報告書は出されたが、学術的な研究はほとんどなされていない。上野他 (2010)⁸ は北里大学病院の入院患者のデータを用い、未払いになりやすい要因を分析した貴重な研究である。その中で彼らは未収になりやすい患者について、入院期間との関係性を明らかにしている。しかし請求書単位で変数毎の基礎的な分析に留まっている。

本稿では東京慈恵医科大附属柏病院と共同研究を行い、実際の入院患者のデータを用いて AI による未収患者のモデル化を行い特徴量を抽出した。さらに、モデルをもとに患者のスコアリング (点数化) を行った。モデル化することで未収になりやすさを点数化できれば、信用度 (点数) に応じた対策が可能となる。

分析の結果、入院患者のデータから、未収患者を見分けるモデルを構築することは十分可能であり、スコアランクに応じた未収防止対策を実施することで、大幅に未収金を削減できる可能性があることが明らかとなった。

本稿は以下のような構成で進められる。次節では、分析に用いたデータと分析方法についての説明を行う。4 節では推定結果とモデルの評価を行い、スコアランク表を示す。続く第 5 節での考察から期待される効果を導き出す。最後の 6 節で結論と今後の課題を述べる。

3. 分析方法

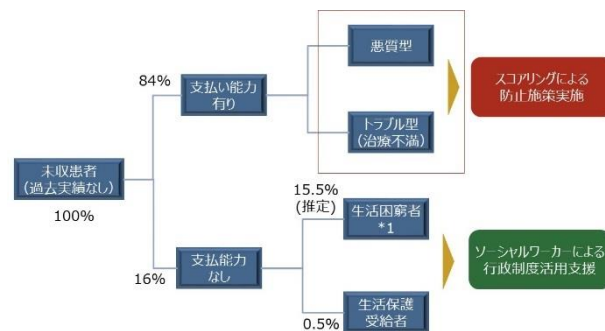
3.1 モデル

未収患者を見分けることは 2 値判別問題を解くことに等しい。機械学習やパターン認識において、データが所属するクラス

図 1 未収患者の分類とスコアリング対象者の分類図

の判別は最も基本的な問題である。クラス判別には線形モデ

⁵ 防止マニュアルの実行については、規模の小さい病院については可能であるが、病院スタッフに制約がある中、大規模病院では全ての患者にマニュアル通りの対応をすることは非現実的である。回収業務の外部委託効果については平均的には発生額の 20% 程度の回収が見込めるものの、その外部委託費用を考慮すると最終的には 12% 程度となる (藤岡、野々村 (2015)⁶、内閣府 (2014)⁷)。



ルから非線形モデルまで、さまざまな手法が提案されている。本分析においては適切なモデル選択を行うために、2 値問題を判別するさまざまなモデルについて、判別力評価を行った⁶。その結果、

- 1) 比較したモデルの判別力に大きな差は認められなかった。
- 2) 実用性の観点から判別力だけでなく未収患者の特徴や直感的な理解が重要である。

の 2 点から最終的にロジット・モデルを採用した⁷。

3.2 データ

3.2.1 受領データ

データは共同研究先である東京慈恵医科大附属柏病院の入院患者の属性データおよび DPC データである⁸。データ期間は平成 27 年 4 月から平成 28 年 10 月となっている。患者数は 25,852 人であり、内訳は未収患者数 159 人、非未収患者数 25,571 人となる。データは行に患者数を、列に患者の属性情報と診療情報を合わせた計 87 変数をもつデータ・セットである。

受領データにおいて重複する変数は除外した。また、変数間の相関分析を行い、相関の高い変数については統計的手法を用い、その一方を削除した。

⁶ 評価したモデルは、実務でよく使われる、あるいは最先端の手法であるという観点から、ロジット・モデル、lasso モデル、Boosting、Random Forest (RF)、Deep Neural Network (DNN) の 5 つとした。それぞれのモデルについては、T.ヘイステイ、R.ティブシラニ、J.フリードマン (2014)⁹ が詳しい。

⁷ 本分析は 25,000 × 87 行列のデータ・セットであり、いわゆるビッグ・データではない。サンプルサイズ、次元が増えれば、異なるモデルが選択される可能性は高い。

⁸ 東京慈恵医科大附属柏病院より提供を受けた入院患者のデータは、個人情報保護委員会の特定分野ガイドライン「医療・介護関係事業者における個人情報の適切な取り扱いのためのガイダンス」に従い、個人情報でなくしたデータを受領している。また、受領したデータは機密情報扱いとし、その取り扱いには細心の注意を払い、また、最高レベルのセキュリティで管理されている。

⁹ DPC データとは、DPC (診断群包括分類) に基づく診療情報のデータを指す。「Diagnosis Procedure Combination」の略で、Diagnosis (診断) と Procedure (治療・処置) の Combination (組み合わせ) の略称である。医療のビッグ・データとも言われる。

3.2.2 生活保護受給者の扱い

ID	変数区分	説明変数	推定値	標準誤差
1		切片	+7.586***	0.39
2	過去実績	過去未収あり	-3.96***	0.28
3	年齢	13<=年齢<30	-3.22***	0.28
4		30<=年齢<40	-1.37**	0.28
5		48<=年齢<59	-2.47***	0.24
6	保険負担率	保険負担率 0	-2.88***	0.38
7		自己負担率 20	+1.30*	0.60
8	診療科	外科	-1.33***	0.33
9		整形	-1.99***	0.40
10		形成	-2.97***	0.42
11		皮膚	-2.99***	0.55
12		救急	-0.81*	0.43
13		消内	-1.56**	0.37
14		腎内	-2.67***	0.39
15		糖尿	-1.93***	0.50
16		腫内	-2.49***	0.47
17		循環	-1.61***	0.40
18	保険種別	政管	-0.66**	0.31
19		国退	-2.83**	0.75
20		国保	-1.84***	0.24
21		救急車による搬送 なし	+0.70*	0.26
22	入院形態	予定・救急区分_救急入院	-0.62***	0.23
23		予定・救急区分_予定外	-0.53*	0.31
24	入院経路	入院経路_介護・福祉	-2.56**	0.62
判別力指標				
AUC				83.6%
的中率				86.2%

未収患者は、そもそも支払能力がない経済的弱者と、支払
表 1 推定結果と判別力指標

推定値の***は 1%、**は 5%、*は 10%有意を表す。

い能力を有しながら支払わない患者に大別される。前者の経済的弱者は更に制度的な保護対象となっている生活保護受給者と生活保護受給には至らないが、国が経済的な困窮を認め支援する生活困窮者に分類される¹⁰。後者は、そもそも支払い意思のない悪質な患者と医療サービスへの不満から支払いを拒否するトラブル型に分類され、未収患者の約 85%を占めると考えられている。

本分析の対象は支払い能力を有しながら何らかの理由で診療費を支払わない患者である。よって、データから特定が可能な生活保護受給者は分析データから除外した。一方、生活困窮者の特定は不可能である¹¹。

図1に未収患者の分類とスコアリング対象者の分類図を示す。

3.2.3 スコア DB と特徴量選択

条件に沿ってデータを除外した結果、最終的な分析対象者(スコア DB)は 25,962 人、25 変数となった。

被説明変数は「非未収者」なら「1」、「未収者」なら「0」のダミー変数である。つまり、非未収者を判別するモデルとした¹²。また、説明変数は、質的変数はダミー変数として、量的変数も未収のしやすさで区分し、ダミー変数化した。なお、特徴量の

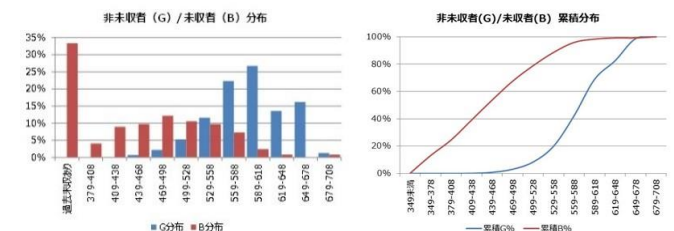
¹⁰ 生活困窮者とは、現に経済的に困窮し、最低限度の生活を維持することができなくなるおそれのある者をいう。日本では所得が平均的な水準の半分以下の相対的貧困と呼ばれる層が 16.1%に達するとされている。

¹¹ 例えば過去、ソーシャルワーカーに医療費について相談したデータの蓄積が相当程度あれば、生活困窮者モデルを構築し、該当者を除外することも可能である。

¹² いわゆる「良い人」には高得点、「悪い人」には低い点数がつくようにし、直感的な理解をしやすいようにするため。

■ 未収患者 Aさん				■ 非未収患者 Bさん			
ID	2000200917	状態	未収	ID	200023615	状態	非未収
スコア点数	391	スコア点数	708	スコア点数	708	スコア点数	708
ベース点数	651	ベース点数	651	ベース点数	651	ベース点数	651
年齢	-93	年齢	-93	年齢	59	年齢	59
保険負担率0	-83	保険負担率0	0	保険負担率0	0	保険負担率0	0
自己負担率20	0	自己負担率20	0	自己負担率20	1	自己負担率20	+37
科コード	-86	科コード	神経内科	科コード	0	科コード	0
主病区分	0	主病区分	相合	主病区分	0	主病区分	0
救急車による搬送_なし	+20	救急車による搬送_なし	1	救急車による搬送_なし	1	救急車による搬送_なし	+20
予定・救急区分_救急入院	-18	予定・救急区分_救急入院	0	予定・救急区分_救急入院	0	予定・救急区分_救急入院	0
入院経路_介護・福祉	0	入院経路_介護・福祉	0	入院経路_介護・福祉	0	入院経路_介護・福祉	0
スコア点数	391	スコア点数	708	スコア点数	708	スコア点数	708

選択はステップワイズ法を採用した。



4. 分析結果

4.1 推定結果

図 2 最高点と最低点のスコアカード

図 3 未収者と非未収者のスコア分布表と累積分布表

表 1 にパラメータの推定結果と判別力指標を示す。未収患者の特徴量としては、「過去(の未収)実績」、「年齢」、「保険負担率」、「診療科」、「保険種別」、「入院形態」、「入院経路」の 7 変数が選ばれた。パラメータの符号条件は全て満たしている。符号がプラスの変数は「自己負担率 20」、「救急搬送なし」の 2 変数であり、その他の変数は全てマイナスである。全てのパラメータは統計的に有意であり、そのほとんどが高度に有意となっている。

未収に最も影響を与えている特徴量は「過去実績」である。これは未収を繰り返す人が多いことを意味する。「年齢」では若年層(「13<=年齢<30」)が悪いが、次いで悪いのは中年層だ(「48<=年齢<59」)。「診療科」では形成、整形の外科や皮膚科が悪い。また、保険未加入者(「保険負担率 0」)や救急入院(「予定・救急区分_救急区分」)も大きな影響を与えていることがわかる。これらの結果は、直感的にも違和感がなく、納得性ある特徴量が選択されている。

また、判別力指標の AUC、的中率ともに非常に高く、高い判別力を持つモデルといえる。

4.2 スコアリングとスコアランク

パラメータをスケール変換し、患者単位でのスコアを付与した¹³。なお、スコア分布は 600 点が中央値となるように調整している。図 2 に最高点と最低点の患者のスコアカードの例を示す。例えば最低スコアの A さんは「若く」「保険は未加入」、「形成外科」を受診し、「救急車での搬送ではない」が、「救急外来を受診し入院」という属性と来歴をもち、結果は未収であった。A さん同様な属性、来歴を持つ患者は未収となる可能性が高いと判定される。図3には未収者と非未収者のスコア分布表と累積分布表が示されている。未収者と非未収者の分布が明確に別れていることが見て取れる。

¹³ スコア点数が 20 点増加するとオッズが倍となるような変換を行った。

Score	Good	Bad	合計	G分布	B分布	Good%	Bad%	累積G%	累積B%	累積all%
過去未収あり	0	41	41	0.0%	33.3%	0.0%	100.0%	0%	33%	0%
379-408	1	5	6	0.0%	4.1%	16.7%	83.3%	0%	37%	0%
409-438	19	11	30	0.1%	8.9%	63.3%	36.7%	0%	46%	0%
439-468	184	12	196	0.7%	9.8%	93.9%	6.1%	1%	56%	1%
469-498	567	15	582	2.2%	12.2%	97.4%	2.6%	3%	68%	3%
499-528	1,352	13	1,365	5.3%	10.6%	99.0%	1.0%	8%	79%	9%
529-558	2,969	12	2,981	11.6%	9.8%	99.6%	0.4%	20%	89%	20%
559-588	5,702	9	5,711	22.3%	7.3%	99.8%	0.2%	42%	96%	42%
589-618	6,834	3	6,837	26.7%	2.4%	100.0%	0.0%	69%	98%	69%
619-648	3,476	1	3,477	13.6%	0.8%	100.0%	0.0%	83%	99%	83%
649-678	4,141	0	4,141	16.2%	0.0%	100.0%	0.0%	99%	99%	99%
679-708	324	1	325	1.3%	0.8%	99.7%	0.3%	100%	100%	100%
総計	25,569	123	25,692							

図 4 色分けしたスコアランク表

スコアランクは 30 点刻みとし、12 のランクに分けた。その 12 ランクを実務での対応面を考慮し、さらに、4 つに再区分(再ランク化)し直し、それぞれ色分けを行った。第1ランクは「過去未収実績あり」で濃赤、第2ランクは「スコア 528 点以下」で赤、第3ランクは「スコア 529 点以上 588 点以下」で黄、第4ランクは「スコア 589 点以上」で緑としている。濃赤は「未収先」、赤は「懸念先」、黄は「要注意先」、緑は「正常先」と解される。

ランク表の使い方として、例えば第2ランクの「懸念先」をカット・オフ値とした場合、入院患者の 9%を拒むこととなるが、未収金の79%をカットできることを意味する。図4に色分けしたスコアランク表を示す。

5. 考察

AI による信用度に応じた患者対応を行うことで未収金を低減することが可能かの考察を行う。

実務への適用については、以下のオペレーションを想定した。

- (ア) 患者の入院時、スタッフは専用の端末で患者のスコアとランクの色を確認。
- (イ) 第2ランク「懸念先」であれば、ランクに応じてさまざまな防止対策を実施。
- (ウ) 入院期間中、医療スタッフは患者との密なコミュニケーションを心がけ、患者との信頼関係を醸成。

東京慈恵会医科大学附属柏病院は病床数 664 の大規模病院であり、平均的には 1 日 50 人程度の患者が入院する。医療サービスにおいては応召義務があり、たとえ、過去に医療費の不払いがあった患者でも診療を拒むことは難しいとされる。したがって、「懸念先」の第2ランク以下の患者の診療や入院を拒むことはほぼ不可能だ。

また、図1にあるとおり、支払い能力が有りながら支払わない患者の何割かはトラブル型だ。治療やサービスに対する不満から支払いを拒否するパターンだ。この場合、コミュニケーション・ロスが原因である可能性が高く、患者との間に密なコミュニケーションが取れば、未収を回避できる可能性が高い。とはいえ、限られたスタッフでの対応には自ずと限界があり、50 人の入院患者全てに細やかな対応を行うことはほぼ不可能である。

しかし、その対象が 10 分の 1 の 5 人だったらどうだろう。現行の体制でも患者との密なコミュニケーションは十分可能ではないだろうか。入院患者の信用度があらかじめ分かり、対象が限定されれば、細やかな対応は十分可能だろう。図5に色分け別の対策表を示す。

信用度にあったさまざまな防止対策を実施しつつ、密なコ

Score	対応策	対象者
過去未収あり	過去の未収金の回収。保証金の徴求。信用に合った医療サービス。	0.2%
379-408	患者との密なコミュニケーション実施による未収金の防止	
409-438	・患者との信頼関係の醸成。	
439-468	・梅敷の支払い手段の提示。「カード払い」、「分割払いなど」。	8.4%
469-498	・患者・家族情報の収集。「支払いへの不安感有無」、「家族状況」、「緊急連絡先」など。	
499-528	・入院期間中の概算費用の提示。	
529-558	・「保険限度額認定」の取得の推奨。など。	
559-588	要ウオッチ。高額医療対象者など限定して対策を実施	33.9%
589-618		
619-648	基本的に対策なし	57.5%
649-678		
679-708		

図5 色分けランク別の対応策

とができれば、入院を拒否した場合と同じ 79%まるまるの未収金カットは難しくても、それに近い削減効果を期待できる可能性がある。外部委託の回収率が 20%程度であることを考えると、例え半分の効果だとしても試す価値は大きいにある。更に外部を利用せず、院内スタッフでの対応が可能であるから、コストメリットも大きい。

6. 結論

本稿では社会問題化している医業未収金問題に対する新たな方策について検討を行った。結果、以下のことが明らかとなった。

- 1) 入院患者のデータから AI により未収患者を見分ける高い判別力を有するモデルを構築することは可能である。
- 2) 未収患者を表す特徴量は「過去実績」、「年齢」、「保険負担率」、「診療科」、「保険種別」、「入院形態」、「入院経路」の7つである。
- 3) 患者をスコアリングし信用度に見合う対応策を実務として導入することは十分可能である。
- 4) 既存の対策での未収金に対する期待値は発生額の20%程度であるが、提案した新たな方策はそれを上回る効果を期待できる可能性が高い。また、外部委託がない分、大きなコストメリットが期待できる。

最後に課題を述べる。本分析では高い判別力をもつモデルを構築することができたが、未収者のサンプルが十分でないことに留意が必要である。より多くの未収サンプルでモデルの頑健性を確認する必要がある。また、効果については可能性で留まっている。実証実験による仮説の検証が必要だ。

先端の ICT を利用しつつ、導入に向けては段階を経た着実なアプローチが、未収金問題を解決へと導く近道となる。

参考文献

- 1) 社会保障改革の全体像。厚生労働省、2014。
[http://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/hokabunya/shaikaihoshou/dl/260328_01.pdf].
- 2) 平成 28 年 病院運営実態分析調査の概要(平成 28 年 6 月調査)。一般社団法人全国公私病院連盟、一般社団法人日本病院会、2017。
[https://www.hospital.or.jp/pdf/06_20170306_01.pdf].
- 3) 左右田 裕生。黒字病院群と赤字病院群の比較による財務特性と経営指標の有用性に関する研究。商大ビジネスレビュー 2016;6-2:159-179.
- 4) 医療施設経営安定化推進事業 平成 27 年度 病院経営管理

指標. 厚生労働省, 2017.

[<http://www.mhlw.go.jp/file/06-Seisakujouhou-10800000-Iseikyoku/0000164132.pdf>]

- 5) 医療機関の未集金問題に関する検討会報告書. 厚生労働省, 2008.
[<http://www.mhlw.go.jp/shingi/2008/07/dl/s0710-10b.pdf>].
- 6) 藤岡 直大, 野々村 公子. 医事課における未収金回収業務について. 京都第二赤十字病院医学雑誌 2015;36:99-101.
- 7) 国立大学附属病院・公立病院等における医業未収金の徴収手法に関する調査. 内閣府, 2015.
- 8) 上野 勉, 伊藤 安積, 佐藤 敏彦, 渋谷 明隆, 斉藤 史朗. 入院患者の未収金に関するデータ解析: 未払いになりやすい要因の分析. 第12回 日本医療マネジメント学会 報告資料. [https://www.kitasato-u.ac.jp/daigakuin/iryoukei/hcs/hcv/hospitalmanage/misyukin_100612.pdf].
- 9) T.ヘイステイ, R.ティプシラニ, J.フリードマン. 統計的学習の基礎 - データマイニング・推論・予測. 共立出版, 2014.