

一般口演 | 広域保健医療・連携医療支援

一般口演13

広域保健医療・連携医療支援

2019年11月23日(土) 09:00 ～ 10:30 G会場 (国際会議場 3階中会議室303)

[3-G-1-04] 保健指導による介入効果が高い慢性疾患患者の抽出を支援する重症化リスク予測 AIの開発

○加澤 佳奈¹、渡邊 拓人²、玉城 雄也³、森山 美知子¹、栗野 俊一⁴、吉開 範章⁴、木原 康樹¹（1. 広島大学大学院医系科学研究科, 2. 阪急阪神ホールディングス株式会社, 3. 琉球大学医学部附属病院, 4. 日本大学理工学部数学科）

キーワード：Data Health Plan, Analysis of medical claims, Artificial intelligence, Population Health Management, Health insurer

現在、わが国では全ての医療保険者に対し、被保険者の健康増進を目的に彼らの健康関連情報の分析結果に基づく保健施策立案、介入効果の高い対象者抽出、施策を展開するデータヘルス計画が策定、推進されている。本研究では、医療保険者の対象者抽出の負担を軽減できるよう、被保険者の健康関連情報をもとに、翌年度の重症化リスクを予測するAIを開発した。

まずAI開発ロジックとして、専門医、看護師の意見、診療ガイドラインをもとに保健指導により重症化予防が可能な疾患群とその重症度（予測される結果）を操作的に定義し、医療保険者が有する医療・介護レセプト、健診データから重症化に影響を及ぼす予測因子と特徴量を決定した。次に、広島県内自治体の国民健康保険、後期高齢者医療者制度の被保険者のデータ10,585件に対し、実際に保健指導をおこなっているエキスパート（医師・保健師・看護師）が目視で重症化リスクスコアリングを行った。本研究では、これを教師データとして学習させ、予測モデルを開発した。

現時点でのAIの学習状況について、人によるリスク判定のうち、AIがリスクを的確に判定した正解率は85%であるが、これまでの目視判定より簡便で高速となった。継続してデータを収集し学習させることにより精度を高めることが可能であり、開発中のシステムをその再学習の仕組みも含めて設計した。さらに、AI判定結果と実際の結果（翌年度の重症度）を比較した結果、AIは人の目視で見逃していた高リスク者を特定したケースも見られた。今後、レセプトや健診データには含まれない個人特性、地域特性（交絡因子）を明らかにし、この因子を用いてAIの判定結果を補完していくことで、リスク予測精度をさらに向上することができると考える。また、医療AIには説明責任が要求されるため、対象者に対するAIの判定結果の説明機能の実装も検討していく。

保健指導による介入効果が高い慢性疾患患者の抽出を支援する 重症化リスク予測 AI の開発

加澤佳奈^{*1}、渡邊拓人^{*2}、玉城雄也^{*3}、森山美知子^{*1}、栗野俊一^{*4}、吉開範章^{*4}、木原康樹^{*1}

^{*1} 広島大学大学院医系科学研究科、^{*2} 阪急阪神ホールディングス株式会社、

^{*3} 琉球大学医学部附属病院、^{*4} 日本大学理工学部数学科

Development of AI predicting the risk of aggravation for patients with chronic diseases to support extraction those who are highly effective in interventions by health guidance

Kana Kazawa^{*1}, Hirohito Watanabe^{*2}, Yuya Tamaki^{*3}, Michiko Moriyama^{*1}, Shunichi Kurino^{*4}, Noriaki Yoshikai^{*4}, Yasuki Kihara^{*1}

^{*1} Graduate School of Biomedical and Health Sciences, Hiroshima University, ^{*2} Hankyu Hanshin Holdings, Inc. Group business development division, ^{*3} University of Ryukyus Hospital, ^{*4} College of Science and Technology, Nihon University

Abstract

In this study, we developed artificial intelligence (AI) that predicted the risk of aggravation for patients with chronic diseases based on the health-related information of the insured so that the burden of extracting the target person of the medical insurer could be reduced.

First, as a development logic, the disease groups that could be prevented aggravation by health guidance and their severity (predicted results) were operatively defined, and the predictors and the features were determined. Next, the health guidance experts visually scored the risk of aggravation for 10,585 using medical claim data and health examination data of the insured of the National Health Insurance and the Late Elderly Health Insurance System in Hiroshima prefecture. AI learned these training data and we developed the prediction model.

Regarding the learning situation of AI at present, AI accurately determined the risk among those whom judged by the experts is 85 %. On the other hand, risk judgment is simpler and faster than visual judgment. In the future, the medical AI is accountable for explaining the results, so we need to implement the explanation function of AI judgment for the target person.

Keywords: Data Health Plan, Artificial Intelligence, Analysis of Claim Data, Population Health Management

1. 緒論

現在、わが国では全ての医療保険者に対し、被保険者の健康増進を目的に彼らの医療・介護レセプトデータ、健診データ等健康関連情報の分析結果に基づく保健施策の立案、介入効果の高い対象者抽出と支援を展開するデータヘルス計画が策定、推進されている。¹⁾ 医療保険者には、限りある資源を用い、被保険者全体を対象とした保健施策の最適化（資源配分の最適化）が求められる。このとき基盤となるのが、費用の増加を抑えながら集団の健康とケアの質の向上を実現するための概念であるポピュレーションヘルスマネジメント（Population Health Management; PHM）である。²⁾ PHMでは、集団に属するすべての者が何らかの健康リスクを有するとし、健康関連情報から集団を健康リスクに応じて階層化する。その後、各集団の健康リスクの特性に応じた保健施策を実施し、効果を評価するものである。

広島大学成人看護開発学研究室では、全国に先駆けてPHMを基盤とし医療保険者、医療機関と共同して、医療保険者が有する健康関連情報の分析に基づき、保健指導が必要で資源を投入すべき生活習慣病のリスクを有する対象者を抽出、疾病管理を展開してきた。³⁻⁷⁾ その成果の蓄

積である「呉市モデル」は前述のデータヘルス計画において好事例として、横展開を推進されている。

一方、データヘルス計画の全国展開の課題として、医療保険者に対し、支援対象者抽出のための高度な医療専門知識とデータ分析技術・時間が求められる点がある。予防的に講じる保健施策には、単に健診結果が異常値を示す等といった顕在化している問題を評価するのみでなく、対象者個人の将来的な重症化リスクの評価が必要となるからである。リスクの評価の際、医療保健職は、被保険者の健康関連情報から、科学的根拠や専門職自らの経験知を踏まえ、対象者のライフスタイル、意欲といった潜在的なリスクも推測しながら評価を行う。しかし、医療保険者にとっては、医療保健職の基礎資格を有する人材は限られており、容易なことではない。

以上の背景から、本研究では、我々がこれまでに組み構築してきたレセプトデータ、健診データを解析に関する方法論を用い、医療保険者（自治体）が介入効果の高い対象者を抽出することができるよう、被保険者の健康関連情報をもとに、将来の重症化リスクを予測するAIを開発した。

2. 開発目的

医療保険者が保健施策実施の際、介入効果の高い対象者を抽出することを支援するため、医療保険者が有する被保険者のレセプトデータ、健診データ等健康関連情報をもとに将来の重症化リスクを予測する AI を開発する。

これまで、我々医療保健職が蓄積してきたノウハウを活用し、目視で行っていた支援対象者抽出を AI 化することは、現場の負担軽減と効率化に貢献できると考える。

3. 重症化リスク予測 AI の概要

3.1 対象データ

2014 年度～2015 年年度に広島県内自治体の国民健康保険、後期高齢者医療者制度に加入していた被保険者。さらに、医療・介護レセプトデータかつ健診データが突合できる 10,585 件を対象とした。

3.2 AI 開発のプロセス

3.2.1 重症化リスクの操作的定義

まず本研究では、医療保険者による保健指導対象となる対象者の抽出支援を目的とすることから、開発する AI の重症化リスク予測対象を保健指導により重症化予防が可能と考える疾患群と次とした；糖尿病・糖尿病腎症、慢性腎臓病（非糖尿病）、虚血性心疾患、心不全、脳卒中、慢性閉塞性肺疾患。さらに、疾患群毎にレセプト、健診データを用い、その重症度（予測される結果）を操作的に定義した（図）。



図 予測する将来の重症度の操作的定義

上記 Level をもとにレセプトデータ、健診データの基準を設けた。

3.2.2 医療で用いる AI の説明責任

医療で用いる AI には、対象者に対する説明責任がある。そのため、レセプトデータ、健診データから AI で用いる重症化に影響を及ぼす予測因子、特徴量について、保健指導の十分な経験を有するエキスパート（医師、保健師、看護師）の意見、診療ガイドラインをもとに決定した。

3.2.3 保健指導のエキスパートの目視による重症化リスクスコアリングと開発手法

前述した予測される将来の重症度、レセプトデータ、健診データを用いた予測因子、特徴量をもとに、保健指導のエキスパート2名が1件ずつ、Level.4(死亡・救急入院・集中治療・

透析)～Level.1(健康)にリスクスコアリングを行った。その後、これを学習データとしてディープラーニングを活用した予測モデルを開発した。

4. AI評価

現時点での AI の学習状況について、人がリスク判定したデータのうち、AI がリスクを的確に判定した正解率は、85%であった。

AI の有効性について、2014 年度のデータをもとに、2015 年度の重症化リスク予測を AI と保健指導のエキスパートで比較を行った結果、8 件(50 件中)の相違があり、そのうち AI が予測した 2 件が実際に重症化していたというケースが見受けられた。

5. 考察

本 AI について、さらなる検証が今後の課題ではあるが、考えられる有用性について 2 点挙げる。1 点目に、これまでの人による目視判定より簡便で高速となったことから、医療保険者の負担軽減に資すると考える。さらには、これまで全国で展開されているデータヘルス計画の報告事例では、実際に健診結果が異常値を示す、特定の傷病名や薬剤使用があるといった、既に重症化している集団に対する支援が多くみられる。¹⁾ 本研究では、実データに保健指導エキスパートのノウハウを付加することにより、予測的な視点をもった重症化リスク予測 AI を開発した。今後、この重症化リスク予測 AI の判定により、階層化された集団の特徴に従った医療資源配分の適正化により、被保険者の重症化予防、QOL の向上、医療費の抑制に貢献することができると推察する。

2 点目として、本 AI が科学的根拠に基づく予測因子、特徴量を用いて構築された点に有用性がある。前述のように、本 AI には説明責任が要求されるため、今後対象者に対する AI 判定結果の説明機能の実装も検討していく。

本研究の限界と今後の課題について、本 AI 判定の対象データの限界と学習データフィールド、量を挙げる。本研究では、医療保険者が有するレセプトデータ、健診データを用いた重症化リスク判定を行ったが、重症化にはこれらの情報以外に、個人特性（詳細なライフスタイル、健康に対する考え方）、地域特性（その人の社会経済的地位をはじめとする健康の社会決定要因⁸⁾）も影響を及ぼすと考えられる。そのため今後、重症化に影響を及ぼす個人特性、地域特性を探索し、この因子を用いて AI の判定結果を補完していくことでリスク予測精度をさらに向上することができると考える。

本研究の強みは、的確な重症化リスク判定のために、わが国で公開されているデータに含まれない、詳細なレセプトデータ、健診データを用いたことである。今後、学習データフィールド、量を拡大していくこと、正解率の正当性を示し、汎化性能を高めていく。さらに、医療保険者の保健施策に本 AI を活用することによる重症化予防効果、医療経済的效果についても長期的に評価していく必要がある。

6. 結論

本研究では、医療保険者（自治体）が有するレセプトデータ、健診データを用いて、被保険者の翌年度の重症化を予測する AI を構築した。

今後、AI の検証とともに、AI 判定の精度向上のためにレセプトデータ、健診データに含まれない個人特性や地域特性を探索し、この因子を用いた AI の判定結果の補完、学習データフィールド、量の拡大を図っていく。さらに、本 AI を活用した保健施策の長期的効果の検証を行うことも必要と考える。

謝辞

本研究は、日本医療研究開発機構「AIを活用した保健指導システム研究推進事業」における研究開発の委託、助成を受け実施した。

なお、本研究は株式会社 OKEIOS、株式会社データホライゾン、株式会社 DPP ヘルスパートナーズの支援を受け実施した。

参考文献

- 1) 厚生労働省. 医療保険者によるデータヘルス/予防・健康づくり
[https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/kenkou_iryoku/iryokuhoken/hokenjigyou/index.html (cited 2019-Aug-29)].
- 2) Steenkamer BM, Drewes HW, Heijink R, Baan CA, Struijs JN. Defining Population Health Management: A Scoping Review of the Literature. *Popul Health Manag* 2017 ; 20(1) :74-85.
- 3) Kazawa K, Takeshita Y, Yorioka N, Moriyama M. Efficacy of a disease management program focused on acquisition of selfmanagement skills in pre-dialysis patients with diabetic nephropathy:24 months follow-up. *J Nephrol* 2014.
- 4) Otsu H, Moriyama M. 36-month follow-up study of post-intervention chronic heart failure patients. *Health* 2014 ; 6 : 559-575.
- 5) Moriyama M, Takeshita Y, Haruta Y, Hattori N, Ezenwaka E.C. Effects of a 6-month nurse-led self-management program on comprehensive pulmonary rehabilitation for patients with COPD receiving home oxygen therapy. *Rehabil Nurs* 2013; 40(1) : 40-51
- 6) Fukuoka Y, Hosomi N, Hyakuta T, et al. DMP Stroke Trial Investigators. Baseline feature of a randomized trial assessing the effects of disease management programs for the prevention of recurrent ischemic stroke. *J Stroke Cerebrovasc Dis* 2015 ; 24(3) : 610-617.
- 7) Kazawa K, Rahman MM, Moriyama M. An investigation of factors influencing high usage of medical and long-term care service in aging society in Japan. *Asia Pac J Public Health* 2018 ; 30(2) : 95-106
- 8) World Health Organization. Social determinants of health. [https://www.who.int/social_determinants/en/ (cited 2019-Aug-29)].