

L-10

吸入療法支援のための病薬連携システムにおけるデータマイニングの試み - マシンラーニングを用いた吸入報告指導内容の予測可能性 -

A data mining in hospital-pharmacy cooperation system for inhalation therapy - Possibility in prediction of instruction report contents with machine learning -

○山内智史¹, 芳村賢士郎¹, 入江泰生², 梁島一哉², 戸田健³, 大林浩幸⁴, 伊藤玲子⁵, 権寧博⁵
*Satoshi Yamauchi¹, Kenshiro Yoshimura¹, Taisei Irie², Kazuya Yanashima², Takeshi Toda³,
Hiroyuki Ohbayashi⁴, Reiko Ito⁵, Yasuhiro Gon⁵

Abstract: A brand-new clinic/hospital-pharmacy cooperation system for inhalation therapy “KYUNYU KARTE” was developed and field-tried, in which both normal and specialized medical staffs (e.g., physician, nurse in clinic/hospital and pharmacist in insurance pharmacy) work together in order to increase quality of the inhalation therapy. In former system, the physician just only uploaded inhalation-instruction request to the pharmacist, then the pharmacist provided inhalation instruction to patient and feed-backed it's report to the physician, and finally the physician checked the report from pharmacist in next prescription of the patient. On the other, here, “KYUNYU KARTE” was newly designed for including the specialized medical staffs who could provide inhalation instruction with an inhalation-instruction certification. The system was implemented into virtual servers on Internet cloud as way of web application for user interface. For a field trial, three physicians (including nurses) in a clinic and three pharmacists in an insurance pharmacy in Gifu prefecture used the system from November 19 in 2017 to July 26 in 2018 (for more than eight months). There were 129 pairs of request and report data sets. By analyzing the patient's data on inhalation technique, we were able to find a correlation of the data. Predict inhalation technique results based on correlation. “Decision tree”, “random forest” and “extreme gradient boosting (XGBoost)” was used to analyze the data sets for machine learning methods. From result, accuracies of the learning methods were about 0.75 to 0.80, because of relatively small number of samples.

1. はじめに

肺疾患患者向けの病薬連携吸入指導は、紙媒体で行われている^[1], 病薬連携クラウドシステム「吸入カルテ」をクラウド上で WEB アプリケーションを試作することにより、多くの医療機関で使用可能になると同時にデータを簡単に集めることができた^[2]. しかしながら実証実験をしていく中で、本アプリケーションを使用する前に事前講習^[3]が必要、手順が多くて煩わしい、人によって報告にばらつきがあるなどの問題点がある. 本研究は入力データから、吸入指導報告データを機械学習で予測し、報告書の質を向上したい.

2. 方法

< 2-1 > 使用データの概要

使用したデータデータとして、病薬連携クラウドシステム「吸入カルテ」で実際に吸入指導が行われた、吸入指導依頼書・報告書のデータを用いる. なお、吸入指導依頼書・報告書の項目の変更を行った 2017 年 11 月 19 以降のデータ 129 件を用いる.

< 2-2 > 前処理

吸入指導依頼書に対して、吸入報告指導書が返信されているものだけに限り、学習データを 100 件、学習データを 29 件にランダムに分けた. 加えて、吸入指導依頼書・報告書の投稿者 ID や投稿時期をデータから削除した. さらに、吸入指導依頼書・報告書のデータの多くは文字が使われていたため、数字でラベリングを行なった.

< 2-2 > 分析方法

分析方法は、項目ごとに相関分析後、Decision tree や RandomForest, XGBoost の手法を用い、それぞれ予測を行った. また、各項目間の相関係数を読み取り、相関が全くない列を削除した.

3. 結果

< 3-1 > 相関分析

Figure1 に吸入指導依頼書と報告書の相関係数のヒートマップを示す. 吸入指導報告書同士の相関係数が比較的にた回ることがわかる.

相関の比較的高い R12C1 から R12C11 までの「確認事項」の項目から R12C13 から R12C16 までの「薬剤師からの伝言と提案」の項目を各手法で予測することにした.

< 3-1 > 予測結果

各手法の予測結果を Table1, Table2, Table3 に示す. Random Forest での予測結果が Decision tree の予測結果を項目 R12C14 以外の全ての項目で同等か上回った. XGBoost は項目 R12C13 以外は他の解析方法より低い値になっている.

項目によって再現率と適合率の大小が似通っている.

4. まとめと今後

Random Forest は Decision tree を bagging したもので似た結果になったと思われる. 全ての解析方法で

1 : 日大理工・院(前)・電気 2 : 日大理工・学部・電気 3 : 日大理工・教員・電気 4 : 日大医・教員
5 : 一般社団法人吸入療法アカデミー

精度は 7 割以上だが、テストに用いたデータ数は 29 件で行ったため、テストデータ数が多ければデータにより多様性が生まれ、精度が低下するとも考えられる。

今後は「吸入カルテ」を運用し続けることでデータは蓄積し、より多くのデータを用いて予測・解析を行いたいと考えている。また、この学習結果を本アプリケーションに組み込み、リアルタイムで予測を行い、項目のチェック忘れ等の防止機能を加えたい。

謝辞

本研究の一部は、日本大学学術研究助成金(No. 社 18-006)「吸入療法支援のためのクラウド型在宅医療連携モデルに関する研究」、また一般社団法人吸入療法アカデミーからの受託研究「クラウドを用いた医療連携システム (吸入カルテ) に関する研究」によるものである。ここに記して謝意を表す。

5. 参考文献

- [1] 戸田, 松村, 伊藤, 長瀬, 名倉, 吉田, 丸岡, 権, 福山, 古川, 前田, 橋本: 「吸入指導病薬連携電子化システム「吸入指導病薬連携クラウド」の試作」, 電気学会論文誌 C, Vol.137, No.2, pp.360-369, 2017.
- [2] Satoshi Yamauchi, Ichitaro Nakura, Sumika Fukuyama, Kenshiro Yoshimura, Takeshi Toda, Ohbayashi Hiroyuki, Reiko Ito and Yasuhiro Gon, “Prototyping of new hospital-pharmacy cooperation cloud system for inhalation therapy, considering collaborative inhalation instruction of doctor, nurse and pharmacist”, 24th International Conference on Electrical Engineering (ICEE2018), Seoul, Korea, June 2018
- [3] 一般社団法人吸入療法アカデミー, <http://www.aims.global/> (accessed at Sep. 24, 2018)

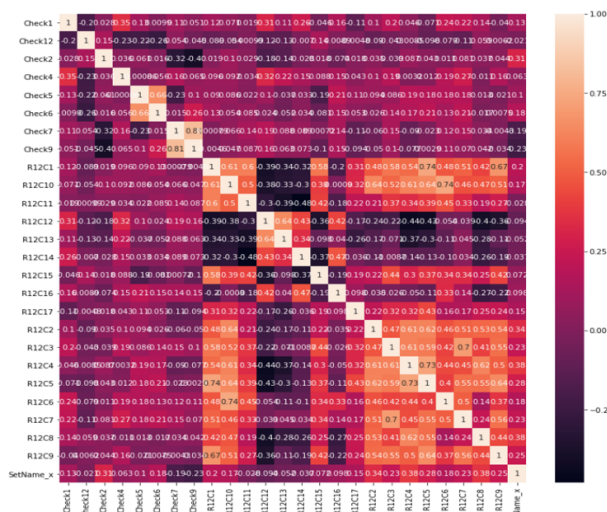


Figure 1 Correlation diagram of request and report

Table 1. Decision tree

Label	Accuracy	Precision	Recall
R12C12	0.7586	0.7857	0.7857
R12C13	0.8275	0.8571	0.9000
R12C14	0.8966	1.0000	0.8800
R12C15	0.8621	0.6667	0.5000
R12C16	0.7931	0.9091	0.8333

Table 2. Random forest

Label	Accuracy	Precision	Recall
R12C12	0.7931	0.7857	0.7857
R12C13	0.8621	0.8637	0.9410
R12C14	0.8966	0.9231	0.8800
R12C15	0.7586	0.6667	0.5000
R12C16	0.7586	0.9091	0.7917

Table 3. Extreme gradient boosting

Label	Accuracy	Precision	Recall
R12C12	0.8621	0.9167	0.7858
R12C13	0.8276	0.8571	0.9000
R12C14	0.8966	0.92307	0.9600
R12C15	0.8966	0.6667	0.5000
R12C16	0.7931	0.9091	0.8333