

# 麻酔前問診票を用いた有害事象リスク予測に関する検討

山崎雄貴<sup>†</sup> 土井千章<sup>‡</sup> 稲田大陸<sup>‡</sup> 関博志<sup>§</sup> 重野寛<sup>§</sup>

慶應義塾大学理工学部情報工学科<sup>†</sup> 慶應義塾大学大学院理工学研究科<sup>‡</sup>

東京歯科大学市川総合病院麻酔科<sup>§</sup>

## 1. はじめに

近年、医療現場では IT 技術を利用した高度で先進的な医療サービスの発達によって、より多くの病気の治療が可能となった。しかし、治療の高度化によりさらなる医療現場における負担が増加すると考えられる。負担増加の原因の1つに、患者の術後に発生する心筋梗塞や心不全などの有害事象の発生が挙げられる。有害事象とは、術後の患者に生じた好ましくない出来事であり、患者の術後の回復に悪影響を与えるだけでなく、入院期間が長期化するため、医療費の増加にも繋がる。有害事象の発生率は約 10% であると報告されている [1]。そこで、筆者らは、術前に、有害事象の発生リスクが把握できれば、患者の状態に合った手術計画を立てることが可能になり、有害事象の発生率を下げるができるのではないかと考えた。本研究では、患者の身長や体重、生活習慣や病歴などの情報を用いて、機械学習手法を適用することで有害事象リスク予測モデルを構築し、その予測性能を明らかにする。

## 2. 関連研究

Summer ら [2] は、脊椎手術後の有害事象リスクを機械学習を用いて予測した。データセットは 100 万人以上の米国で脊椎手術を受けた患者情報である。適用したモデルのうちロジスティック回帰で最も高い予測精度を示し、AUC が 0.7 を達成した。また、データサイズと有害事象リスク予測精度の関係を調査した。この研究では、データセットが大規模であるが、脊椎手術後の有害事象リスク以外は予測できず、また、患者情報以外の特徴は考慮されていない。

## 3. データセット

電子麻酔記録データは、倫理委員会の審査の承認後（承認番号：20190826）、2018 年 10 月 1 日から 2019 年 9 月 30 日の間に東京歯科大学市川

A Study of Adverse Event Risk Prediction Using Pre-anesthesia Questionnaire

<sup>†</sup>Yuki Yamasaki, <sup>‡</sup>Riku Inada, <sup>‡</sup>Chiaki Doi, <sup>‡</sup>Hirofumi Seki, <sup>‡</sup>Hiroshi Shigeno

<sup>‡</sup>Faculty of Science and Technology, Keio University  
<sup>‡</sup>Graduate School of Science and Technology, Keio University

<sup>§</sup>Department of Anesthesiology, Tokyo Dental College Ichikawa General Hospital

総合病院で予定された手術を受けた 18 歳以上の患者のうち 1931 件を抽出した。抽出したデータには、患者情報や麻酔前問診票データが含まれる。患者情報には、身長や体重、診療科、術後の有害事象発生有無など 9 項目が含まれ、麻酔前問診票データには、喫煙の有無や心臓病の既往、常用薬の有無など 12 項目が含まれる。また、1931 症例のうち、49% (947 件) が男性、51% (984 件) が女性である。最も症例数が多い年齢は 70 歳代であり、25% (475 件) である。

## 4. 有害事象リスク予測

### 4.1. 有害事象の定義

本研究の有害事象を、医師と相談の上、死亡、心停止、心筋梗、狭心症、心不全、心電図異常、不整脈、脳梗塞、脳塞栓、脳出血、一過性脳虚血発作、脳卒中、血栓塞栓症、肺炎、急性腎障害（予備軍含む）と定義した。急性腎障害の予備軍は、術後 28 日以内にクレアチニンが高値である患者の中で、透析患者またはクレアチニンが上昇する手術を受けていない患者のことを指す。有害事象が発生した患者は全体の 16% (306 件) である。図 1 に年齢ごとの有害事象が発生した症例数を示す。

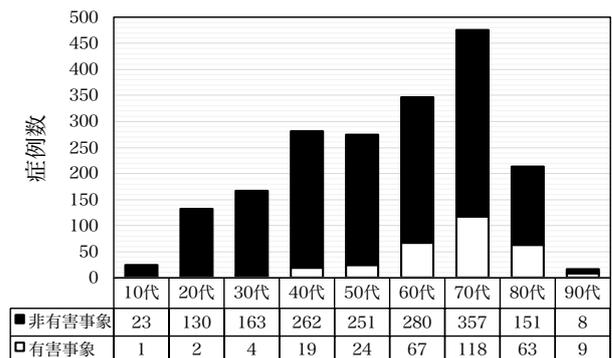


図 1 年齢ごとの有害事象発生症例数

### 4.2. 予測モデル

#### 4.2.1. 前処理

データの前処理について説明する。欠損値を含むデータは使用せず、数値データに関しては標準化スケーリングを行った。カテゴリカルデータに関してはダミー変数化を行った。

#### 4.2.2. 予測モデル構築

図 2 に有害事象リスクの予測モデル構築の概要

を示す。電子麻酔記録データをダウンサンプリングにより、612件抽出し、データの偏りを解消した。有害事象発生予測に使用したモデルは、ロジスティック回帰 (LR) , ランダムフォレスト (RF) , サポートベクタマシン (SVM) , ニューラルネットワーク (MLP) の4つを使用した。

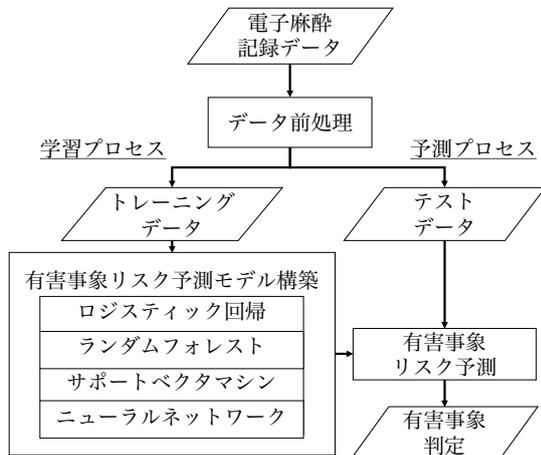


図2 有害事象リスク予測モデル構築

## 5. 評価

### 5.1. 評価指標

有害事象リスク予測モデルの予測精度を確認するために、4つの評価指標、Accuracy, Precision, Recall, F-measureを算出する。各評価指標は次式で与えられる。TPは真陽性、FPは偽陽性、TNは真陰性、FNは偽陰性である。本研究では、PrecisionとRecallの調和平均であるF-measureで予測精度を評価する。評価方法としては層化10分割交差検証を採用した。また、ダウンサンプリングによってデータセットのばらつきが出ないように、層化10分割交差検証を10回繰り返して、平均値をとった。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F - measure = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

### 5.2. 評価結果

#### 5.2.1. 予測精度

図3に各手法の予測精度を示す。既存研究と同様に患者情報のみでモデル構築した場合、LRで最も精度が高くなり、F-measureが0.727であった。一方、麻酔前問診票を用いたモデル構築の場合、SVMで最も精度が高くなり、F-measureが0.751であった。MLP以外の手法では、麻酔前問診票を用いた方が患者情報のみの場合よりも予測精度が向上した。

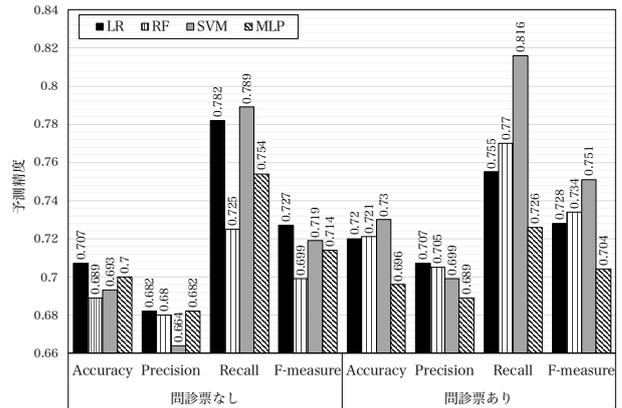


図3 各アルゴリズムの予測精度

#### 5.2.2. 各説明変数の寄与度

麻酔前問診票データの中で有害事象リスク予測に寄与している説明変数を確認する。図4に寄与度上位10位までの説明変数を示す。特に、「年齢」、「身長」、「体重」が予測に大きく寄与していることを確認した。また、麻酔前問診票データで寄与していた説明変数は、「常用薬\_降圧剤」、「腎疾患の指摘」、「喫煙年数」、「常用薬の有無」であった。

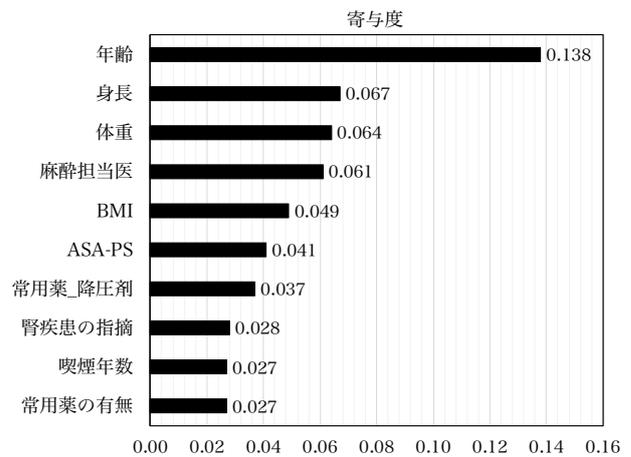


図4 各説明変数の寄与度 (上位10位)

## 6. おわりに

本研究では、アンケート形式の麻酔前問診票を用いた有害事象リスク予測を提案した。既存研究よりも高い精度で有害事象リスクの予測が可能で、F-measureが0.751であった。また、予測に有効な説明変数を明らかにした。今後、さらなる精度向上を目指し、手法の改良および問診票項目の追加を検討していきたい。

### 参考文献

- [1] Brennan TA, Leape LL, Laird NM, Hebert L, Localio AR, Lawthers AG, et al.: "Incidence of adverse events and negligence in hospitalized patients: results of the Harvard Medical Practice Study I", N Engl J Med, 1991, Vol.324, pp.370-376
- [2] Summer S.Han PhD, Tej D.Azad MS, Paola A.Suarez MS, John K.Ratliff MD.: "A machine learning approach for predictive models of adverse events following spine surgery", The spine journal, November 2019, Vol.19(11), pp.1772-1781