

## XGBoost を用いた入院患者のせん妄予測 Prediction of Delirium in Hospitalized Patients using XGBoost

前川 啓輔<sup>†</sup>      赤松 湧希<sup>‡</sup>      塚本 容子<sup>‡</sup>      小松川 浩<sup>†</sup>  
Keisuke Maekawa   Yuki Akamatsu   Yoko Tsukamoto   Hiroshi Komatsugawa

### 1. はじめに

せん妄は、身体的原因や薬剤原因によって急性に出現する意識・注意・知覚の障害であり、症状に変動性がある。せん妄には 3 種類あり、「過活動型」「低活動型」「混合型」の 3 種に分類される。過活動型せん妄を発症した入院患者は自傷・他傷、点滴を抜去するといった行動を起こし、問題となっている。看護師が巡回した際に対応可能であるが、タイミングが悪いと対応に時間がかかることがある。特に夜間に発症する場合、対応可能な看護師の人数が少なく、発症に気づきにくい。過活動型せん妄を予測することで予防・早期対応が可能となるが、現在日本では、ツールを用いた過活動型せん妄予測はされていない。そこで、本研究では、機械学習を用いて過活動型せん妄の発症を事前予測が可能であるかを検証する。具体的には、せん妄を評価する指標が過活動型せん妄を予測する因子となり得るかを機械学習による推論器の推論結果から評価する。また、予測因子のうち、影響度の強い項目について調査する。

### 2. 方法

本研究では、XGBoost を用いてせん妄の発症を予測する。予測に用いる説明変数用のデータは、集中治療室等で用いられるせん妄の評価法として用いられる ICDSC の評価項目と、国立がん研究センターが公開しているせん妄アセスメントシートのせん妄のリスクの項目とした。対象データは北海道医療大学で扱っている入院患者の 2021 年 12 月から 2022 年 1 月までの ICDSC、せん妄アセスメントシートの各項目に対する評価である。教師データは、実際に過活動型せん妄と診断されたかの 2 値とした。データ数は 80 件。このうち、19 件が実際にインシデントが発生したもので、61 件がインシデントが起こらなかったものである。学習と推論のデータは 2:1 の割合で分割した。本分析では、推論器の評価をログ損失(0 から 1 の間で変化し、0 に近いほど推論が正確といえる)で測った。影響度の強い予測因子の調査には SHAP を用いた。

#### 2.1 XGBoost

XGBoost はアンサンブル学習の一つで、ブースティングと決定木を組み合わせた手法である。ブースティングとは、推論が不正確な弱学習器を複数作成し、直前の学習器の誤りを修正するといったことを繰り返し、推論の性能を向上させる手法である。XGBoost では、複数の弱学習器を生成して、重み付きの多数決を行う。

#### 2.2 ICDSC

一般に集中治療室等で使用される 8 項目からなるせん妄を評価するための評価項目。表 1 に内容を記す。

表 1. ICDSC 評価項目<sup>[1]</sup>

項目	内容
意識レベルの変化	(A) 反応がないか、(B) なんらかの反応を得るために強い刺激を必要とする場合は評価を妨げる重篤な意識障害を示す。もしほとんどの時間(A)昏睡あるいは、(B)昏迷状態である場合、それ以上評価を行わない (C) 慶民あるいは、反応までに軽度ないし中程度の刺激が必要な場合は意識レベルの変化を示し、1 点である。 (D) 覚醒、あるいは容易に覚醒する睡眠状態は正常を意味し、0 点である。 (E) 過覚醒は意識レベルの異常ととらえ、1 点である。
注意力の欠如	会話の理解や指示に従うことが困難。外からの刺激で容易に注意がそらされる。話題を変えることが困難。これらのうちいずれかがあれば 1 点。
失見当識	時間、場所、人物の明らかな誤認。これらのうちいずれかがあれば 1 点。
幻覚、妄想、精神障害	臨床症状として、幻覚あるいは幻覚から引き起こされていると思われる行動(例えば、空をつかむような動作)が明らかにある、現実検討能力の総合的な悪化、これらのうちいずれかがあれば 1 点
精神運動的な興奮あるいは遅滞	患者自身あるいはスタッフへの危険を予測するために追加の鎮静薬あるいは身体抑制が必要となるような過活動(例えば、静脈ラインを抜く、スタッフをたたく)、活動の低下、あるいは臨床上明らかな精神運動遅滞(遅くなる)、これらのうちいずれかがあれば 1 点
不適切な会話あるいは情緒	不適切な、整理されていない、あるいは一貫性のない会話。出来事や状況にそぐわない感情の表出。これらのうちいずれかがあれば 1 点。
睡眠/覚醒サイクルの障害	4 時間以下の睡眠。あるいは頻繁な夜間覚醒(医療スタッフや大きな音で起きた場合の覚醒を含まない)。ほとんど 1 日中眠っている。これらのうちいずれかがあれば 1 点
	上記の徴候あるいは症状が 24 時間の中で変化する(例えば、その勤務帯から別の勤務帯で異なる)場合は 1 点

<sup>†</sup> 公立千歳科学技術大学 Graduate School of Chitose University of Science and Technology

<sup>‡</sup> 北海道医療大学大学院 Graduate School of Health Sciences University of Hokkaido

### 2.3 せん妄のリスク

国際がんセンターが公開するせん妄アセスメントシートの項目、このうち一つでも当てはまるものがあればせん妄のリスクがあると判断される。以下に内容を示す。本研究ではその他の欄については無視するものとした。

1. 70 歳以上
2. 脳器質障害(脳転移含む)
3. 認知症
4. アルコール多飲
5. せん妄の既往
6. ベンゾジアゼピン系薬剤内服
7. その他

## 3. 結果

### 3.1 XGBoost による推論

XGBoost による推論の結果を図 1 に示す。図 1 の横軸は学習回数、縦軸はログ損失を示す。また、青線は推論用のデータの推論率、赤線は学習データ推論を示す。Accuracy は約 0.93, logloss は最も低い値で約 0.26 を示した。

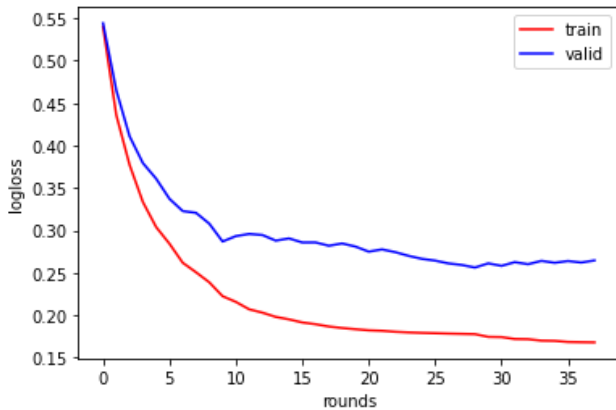


図 2. XGboost による学習遷移

学習回数が 10 を超すまでは、学習を繰り返す度に logloss が低下していることが分かる。これにより、説明変数が少なからず、過活動型のせん妄と相関を示すことが分かった。

### 3.2 SHAP による分析

SHAP による寄与度の算出結果を図 2 に示す。

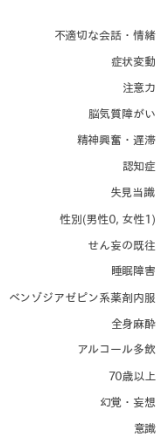


図 3. 各説明変数の寄与度

各説明変数と目的変数の相関図を図 3 に示す。横軸は目的変数への寄与度、色は説明変数の値を示しており、赤は高い値、青は低い値であることを示す。

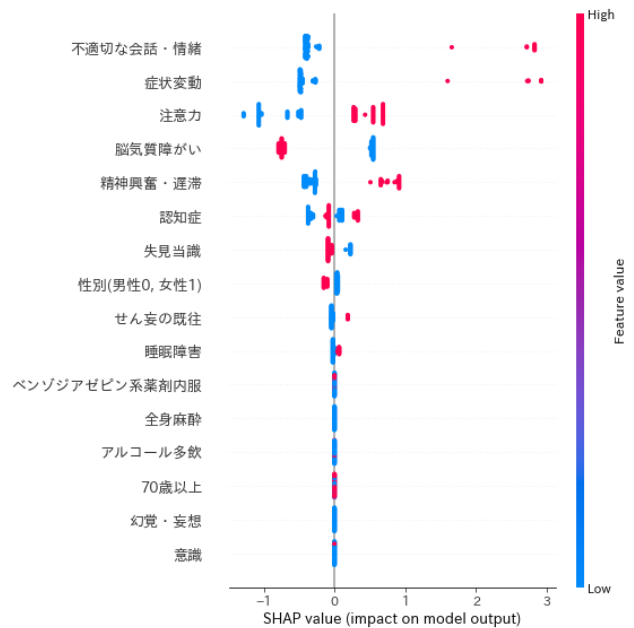


図 1. 説明変数と目的変数の相関

図 1 より、「不適切な会話・情緒」「症状変動」「注意力」「脳器質障害」「精神興奮・遅滞」の因子が結果に対して寄与率が高いことがわかる。加えて図 2 より、寄与率が高いもののうち「脳器質障害」は目的変数に対して負の相関を示しているが、それ以外のものは正の相関を示していることが分かる。

## 4. おわりに

本稿では、XGBoost を用いて過活動型のせん妄の予測が可能であるかを検証し、SHAP を用いて予測への影響が高い因子を調査した。結果として、今回用いたデータが少なからず、過活動型せん妄の予測に寄与していることが分かった。加えて、前章で挙げた 5 項目が過活動型せん妄に対して特に影響度が高いことが分かった。一方で、本研究で用いたデータは一つの病院内で集めたものであり、データに偏りがある。これは SHAP での分析結果にも表れており、図 3 で点が全く横に広がっていない項目がある。これらの項目は実データを見ると全て同じ値を示している。そのため、結果への寄与は 0 となる。例えば、「70 歳以上であるか」といった項目について、本研究では、対象データのほぼ全てが「true」となっており、全く寄与していない。したがって、本稿で用いた説明変数の中で過活動型せん妄の予測因子となり得ると明らかになった項目以外にも、予測因子となり得る項目が残っている可能性がある。今後の課題としては、偏りのある項目について、データを補填し、再度寄与度や目的変数との相関を調べることが求められる。これにより、結果的に XGBoost の精度向上も望めると考えられる。

### 参考文献

- [1] 卯野木健, 剣持雄二. せん妄の評価 3) ICDSC を使用したせん妄の評価. 看護技術 2011 ; 2 : 45-49.