

# M1-25 Lasso 回帰を用いた看護師の臨床判断モデリングに関する研究 ～転倒アセスメントスコアシートを対象とした項目の削減～

知能システム制御研究室 服部 夏実

## 1. はじめに

医療現場では認知症高齢者や身体の不自由な入院患者がベッドから立ち上がる際の転倒・転落事故が問題となっており [1], それを原因とした骨折などにより長期の入院や治療となる恐れがある. 通常病院内では, 日本医師会が規定する転倒アセスメントスコアシート (以下, 転倒 AS) と呼ばれる患者の症状やカルテ内容に基づく約 50 のチェック項目で転倒に関わる評価を行うシートが利用されている. 看護師は患者が入院した際, この転倒 AS を用いて転倒・転落のリスクを評価し, ベッド周辺的环境整備や患者の状況に応じたケアを行っている. つまり, 転倒 AS は転倒リスク評価の標準化を行う重要な役割を担うものである. しかしながら, 転倒 AS は患者の治療や症状の変化に応じて一定期間ごとに再記入が必要であり, 併せて転倒リスク評価も適宜再考が必要となり, 看護師にとって負担の大きい業務の 1 つでもある.

本研究では, 看護師が判断した転倒リスクを目的変数, 転倒 AS 項目を説明変数とした Lasso 回帰モデルを構築することで転倒 AS 項目を絞り込んでいく.

## 2. Lasso 回帰を用いた転倒 AS 項目の削減

### 2.1 Lasso 回帰と研究コンセプト

臨床現場の看護師は, 転倒 AS を確認しながら自身の知識と経験に基づき患者の転倒リスクを判断 (臨床判断) している. 本研究では看護師の臨床判断をモデル化することを考えて看護師をシステムとして捉え, 看護師への入力を転倒 AS, 出力を転倒リスクとして捉え, 両者の関係を Lasso 回帰によってモデル化する. このとき, ベッド周辺での患者の姿勢によって転倒リスクは異なると考えられることから, 典型的な 7 つの姿勢を想定して姿勢ごとにモデル化を試みる (Fig. 1). 一方, Lasso 回帰とは (1) 式に示す線形回帰式において, パラメータ  $\beta_j$  を求める際に (2) 式のようにパラメータ  $\beta_j$  の絶対値和を正規化項として最小二乗法 (LSM) の関数に追加したものであり, 影響の小さいパラメータ  $\beta_j$  が 0 になる [2].

$$\hat{y}_i^{La} = \sum_{j=0}^n \beta_j x_{i,j} \quad (1)$$

$$J^{La} = \min \left[ \sum_{i=1}^k (y_i - \hat{y}_i^{La})^2 + \lambda \sum_{j=0}^n |\beta_j| \right] \quad (2)$$

この Lasso 回帰の特徴を利用することで, 転倒リスク評価に不要と推定される転倒 AS 項目を削減する.

### 2.2 転倒 AS に基づく転倒リスク評価の取得

本研究で用いる転倒 AS (Fig. 2) は, 鳥取大学医学部附属病院より提供を受けており, それに基づいて同病院に勤務する看護師 3 名に転倒リスクの評価を行ってもらう. 看護師は Fig. 2 を見て, 患者の転倒リスクを VAS (Fig. 1 右下) に患者の姿勢ごとに記す. ここで, 転倒 AS の ID 番号を  $i$ , 項目番号を  $j$ , 転倒 AS  $i$  項目  $j$  のチェックの有無 (1/0) を  $x_{i,j}$  として捉える. VAS において左端からの長さの割合 [%] を目的変数の真値 (転倒リスク評価値)  $y_i$  として扱う. なお, その際に用いる転倒 AS は実際の患者カルテに基づいており, 本研究では 200 例 ( $k = 200$ ) の転倒 AS を扱う.

### 2.3 Lasso 回帰による看護師の臨床判断モデル

Lasso 回帰で臨床判断のモデル化を行うことは (1) 式のパラメータ  $\beta_j$  を導出することである. モデルは看護師ごと, 想定する姿勢ごと  $p$  ( $\in 1, 2, \dots, 7$ ) に構築されることから看護師 1 人あたり 7 つのモデルが構築される. ここで, 以後は (1), (2) 式において  $\hat{y}_i^{La} \rightarrow \hat{y}_{i,p}^{La}$ ,  $\beta_j \rightarrow \beta_{j,p}$ ,  $J^{La} \rightarrow J_p^{La}$ ,  $y_i \rightarrow y_{i,p}$  とする. 1 つのモデルには転倒 AS の評価項目 50 と切片項 1 の合計 51 の説明変数  $\beta_{j,p}$  が存在するが, Lasso 回帰の特徴である目的変数 (VAS 値) と関係性の低い説明変数は  $\beta_{j,p} = 0$  として算出される. ここで,  $j, p$  は一意には決まらずモデルごとで異なるため, 本研究の目的の 1 つである転倒 AS 項目の削減を一意に行うことができない. そこで, 看護師ごとに構築される 7 つのモデルについて, 一意に項目削除を行うことを試みる. 看護師ごとに姿勢  $p$  ( $\in 1, 2, \dots, 7$ ) の各モデルで得られた  $\beta_{j,1}, \beta_{j,2}, \dots, \beta_{j,7}$  について, 共通の  $j$  ( $\in 1, 2, \dots, 50$ ) に着目したとき,  $\beta_{j,p} > 0$  ( $p \in 1, 2, \dots, 7$ ) となる  $\beta_{j,p}$  が 1 つ以上あればその  $\beta_{j,p}$  は残す (条件 1), 2 つ以上あればその  $\beta_{j,p}$  は残す (条件 2),  $\dots$ , 7 つ以上あればその  $\beta_{j,p}$  は残す (条件 7) というように 7 つに分ける. なお, 残されなかった  $\beta_{j,p}$  は 0 とする. 姿勢  $p$  ( $\in 1, 2, \dots, 7$ ) ごとに (1) 式によって目的変数を推定した際の平均絶対誤差  $E_p$  を

$$E_p = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |y_{i,p} - \hat{y}_{i,p}^{La}| \quad (3)$$

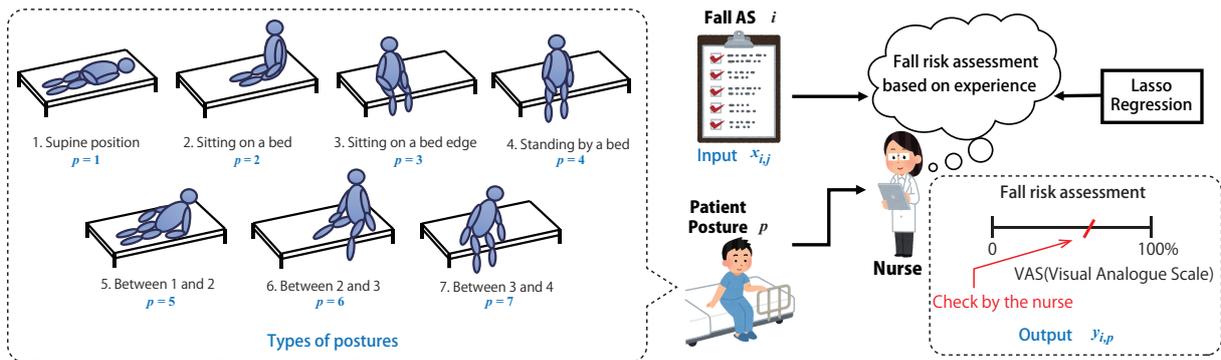


Fig. 1 Conceptual figure of nurse's experimental model based on Lasso regression

[ Fall Assessment Score Sheet ]				
ID: 101	<i>i</i>	Creator:	Date:	
No.	Evaluation item	Evaluation contents	Value	Score
1	History of falls in hospital	<input type="checkbox"/> Having <input type="checkbox"/> None	—	—
2	Date of fall	20 / /	—	—
3	Age	<input type="checkbox"/> 70 years old or older <input type="checkbox"/> 9 years old or younger	2	2
4	Sex	<input type="checkbox"/> Male <input type="checkbox"/> Female	If is a man; 1	1
5	Anamnesis of the fall	<input type="checkbox"/> Experience of the fall	2	0
6	Sensory disturbance	<input type="checkbox"/> Visual disorder	1	0
		<input type="checkbox"/> Hearing disorder		
7	Functional disorder	<input type="checkbox"/> Paralysis	3	0
		<input type="checkbox"/> Feeling numbness		
		<input type="checkbox"/> Abnormality of bones or joints		
		<input type="checkbox"/> Weakness of legs, drop in muscular power		
8	Activity	<input type="checkbox"/> Bedridden	3	0
		<input type="checkbox"/> Feeling giddy		
		<input type="checkbox"/> Assistance is necessary for movement		
		<input type="checkbox"/> Using a wheelchair, stick or walker		
		<input type="checkbox"/> Disorientation, muddiness, confusion		
9	Cognition	<input type="checkbox"/> Loss of memory, and relearning is difficult	4	0
		<input type="checkbox"/> Loss of judgement and understanding		
		<input type="checkbox"/> The ongoing action		
		<input type="checkbox"/> Holding the rest		
10	Sitting balance (sitting on a chair)	<input type="checkbox"/> Losing sight of the chair	For each 1	0
		<input type="checkbox"/> Plopping down		
17	Sitting balance	<input type="checkbox"/> Sitting posture is unstable and the body is shaking	For each 1	0
Total Score			3	3

Value: **Bold font** - More than one item, **Thin font** - For each item

※ Please put circles (O) on the items you consider important in this evaluation

Fig. 2 Fall assessment score sheet

として求める。Fig. 3の右から順にLSM, 条件1, 条件2, ..., 条件7の7姿勢の平均  $E_p$  を縦軸, 項目数を横軸に示す。項目数が少なくなるほど,  $E_p$  は徐々に大きくなることから, 項目を削減すること, 臨床判断モデルとしての推定精度には一得一失の関係があることが分かる。つづいて,  $E_p$  の平均値と標準偏差に基づいて看護師ごとに残す項目数を決定する。ここでは,  $E_p$  について平均  $\pm$  標準偏差を求めると, 看護師1は  $10.9 \pm 1.10$ , 看護師2は  $20.19 \pm 5.97$ , 看護師3は  $15.85 \pm 2.17$  であった。項目数削減による誤差  $E_p$  の極端な増加は望ましくないため, 標準偏差のプラス側に入る条件を選出した。看護師1では条件5の5項目, 看護師2では条件6の17項目, 看護師3では条件5の6項目が残った (Fig. 3の丸)。

### 3. 共有の看護師モデルとLSMの比較

前章では看護師ごとに項目削減を行っていたが, 抽出されたパラメータ  $\beta_{j,p}$  は必ずしも看護師間で共通していない。1つの医療機関で共通して使える転倒ASを作るためには, これら抽出された項目を選定する必要がある。そこで, 看護師各々が持つ項目を全て利用 (25項目) することを考え, 全項目 (50項目) を利用したLSMによる線形回帰モデルの推

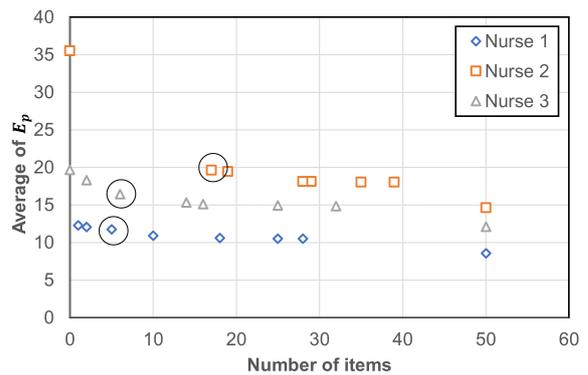


Fig. 3 Error values in there Nurse models

定結果と比較を行う。この場合, LSMによる推定結果を真値とする。(3)式より各看護師の  $E_p$  を求め平均すると, LSMの誤差は13.60%, 看護師各々が持つ項目を全て利用 (25項目) したモデルの誤差は17.04%であり, その差は3.44%であった。これは, 転倒ASの50項目を25項目にまで半減させたとしても, 看護師の臨床判断の推定精度は3.44%の誤差増加に抑制できるといえる。つまり, 提案手法による項目抽出の妥当性を示唆するものである。

### 4. まとめ

本研究は, 転倒ASに基づく看護師の臨床判断をモデル化し, 必要な転倒ASの項目数を削減することを目的とした。鳥取大学医学部附属病院に勤務する看護師3名が200例の転倒ASに基づき, ベッド付近での7つの姿勢を想定し, 評価した転倒リスク (VAS値) を用いて, Lasso回帰による臨床判断モデルを構築した結果, 転倒AS項目を50%削減し, 項目削減を行わないLSMとの比較においても3.44%の誤差増加に抑制することができた。

### 参考文献

- 公益財団法人医療機能評価機構: 医療事故情報収集等事業 第63回報告書, <https://www.med-safe.jp/contents/report/index.html>
- 石川: 人工知能プログラミングのための数学がわかる本 MATH-EMATICS FOR AI PROGRAMMING, KADOKAWA, pp. 150-157, 2018