

## 機械学習を利用した脳卒中の簡易判別システムの開発

大橋 博明<sup>†1</sup> 青木 満<sup>†1</sup> 徐 向陽<sup>†1</sup> 重田 恵吾<sup>†2</sup> 米盛 輝武<sup>†3</sup>  
松本 省二<sup>†4</sup> 小山 裕司<sup>†1</sup>

**概要:** 脳卒中は、我が国の主要な死亡原因であるとともに、介護が必要となる主な原因のひとつである。発症後早急に適切な治療を開始する必要があるが、脳卒中が疑われる患者の救急搬送に際しては、脳卒中の専門的な医療を行う施設に適切に搬送することが望ましい。

病院搬送前に脳卒中が疑われるかどうかを判別するための基準として、観察項目やそれらの評価方法を定めた病院前脳卒中スケール (Prehospital Stroke Scale) がいくつか存在する。今回は、これらの病院前脳卒中スケールを活用し、病院搬送前の脳卒中患者の判別を支援するため、機械学習を利用した脳卒中の簡易判別システムの開発をおこなったので報告する。

**キーワード:** プレホスピタル、脳卒中スケール、クラウド技術、機械学習

## Development of a Handy Stroke Discrimination System using Machine Learning

HIROAKI OHASHI<sup>†1</sup> MICHIRU AOKI<sup>†1</sup> XIANGYANG XU<sup>†1</sup> KEIGO SHIGETA<sup>†2</sup>  
TERUTAKA YONEMORI<sup>†3</sup> SHOJI MATSUMOTO<sup>†4</sup> HIROSHI KOYAMA<sup>†1</sup>

**Abstract:** Stroke is a major cause of death in Japan, and this is one of the main reasons that require nursing care. In case of emergency transport of a patient who is suspected of a stroke, it is necessary to start appropriate treatments immediately after onset, and it is preferable to transport to a facility that performs specialized medical stroke care.

There are several prehospital stroke scales that specify observation items and their evaluation methods for discriminating a potential stroke in the prehospital setting. In this paper, we report our development of a handy stroke discrimination system using machine learning utilizing prehospital stroke scales, to support discrimination of potential stroke in the prehospital period.

**Keywords:** Prehospital, Stroke Scale, Cloud Technology, Machine Learning

### 1. はじめに

脳卒中は、単一疾患では最も多い疾患であり、介護が必要となる主な原因の1つである[1]。そのため、医療費負担もかなり高額となる[2]。脳卒中は、発症後3~6時間以内に初期治療を受けることが、予後の社会復帰率を高める。脳卒中の初期治療までの時間を短縮することができれば、患者の予後の改善だけでなく、患者家族の家計負担や国家の財政負担軽減につながる。

初期治療までの時間を短縮するには、早期に脳卒中疑い例を判別し、専門的医療を行う施設に直接搬送ことが効果的である。救急救命活動で傷病者が脳卒中かどうかを判別する基準として、病院前脳卒中スケール (Prehospital Stroke

Scale) が存在する。病院前脳卒中スケールは、いくつかの観察項目を確認することで、患者の脳卒中判別や、脳卒中の重症度が評価できる。

日本では現在、CPSS (Cincinnati Prehospital Stroke Scale), TOPSPIN (TOYOTA Prehospital Stroke Scale for t-PA Intravenous Therapy), SPSS (Shonan Prehospital Stroke Scale) などの病院前脳卒中スケールが脳卒中判別に使用されており、どのスケールを使用するかは医療体制などの違いを考慮し地域毎の搬送基準の中で定められている。

スケールの精度としては、東京都が平成22年2月の1週間に救急車が利用された傷病者10,109件に対しCPSSを適用し実証検証をおこなっている[4]。結果は、脳卒中診断に対する陽性的中率59.6%、感度82.4%、特異度97.9%であった。同様の調査を平成24年2月の1週間にも実施し、結果は、10,238件の傷病者に対し陽性的中率60.4%、感度70.8%、特異度98.4%であった。また、TOPSPINの脳卒中的中率は72%、SPSSの感度は84.1%と公表されているが[4-5]、検証環境や公表されているデータの母数、対象となるデータの切り出し方が違うため、3つのスケールを比較し脳卒中を判別するスケールとしての特徴や違いを知るこ

<sup>†1</sup> 産業技術大学院大学  
Advanced Institute of Industrial Technology (Department of Information Systems Architecture, Graduate school of Industrial Technology)

<sup>†2</sup> 災害医療センター  
National Hospital Organization Disaster Medical Center (Department of Neurosurgery)

<sup>†3</sup> 浦添総合病院  
Urasoe General Hospital (Critical Care Medical Center)

<sup>†4</sup> 小倉記念病院  
Kokura Memorial Hospital (Stroke Center)

とができない。

今回、これら3つのスケールを同一のデータを用いて比較しそれぞれのスケールの特徴を明らかにし、そのうえで、これらのスケールを凌ぐ精度をもつ脳卒中判別モデルを機械学習により特定し、簡易に利用できるようWebアプリケーションとして開発することで、脳卒中患者の初期治療までの時間を短縮することを試みた。

## 2. 脳卒中判別モデルの構築

脳卒中判別モデルの構築は、3つの病院前脳卒中スケールの精度の確認と、機械学習による最適な観察項目の組み合わせを特定する2つのステップを踏んで構築されたものである。

### (1) 患者データ

今回使用したデータは、2016年7月から2017年2月の間に災害医療センターに救急搬送された脳卒中A患者153症例であり、平野らがおこなった調査で使用した100症例[6]に、更に53例の症例を追加し実施したものである。このデータは、先に示した3つのスケールに、MPSS (Maria Prehospital Stroke Scale), KPSS (Kurashiki Prehospital Stroke Scale), RACE (Rapid Arterial Occlusion Evaluation), LAMS (Los Angeles Motor Scale), FACE2-AD (FACE to Acute Delivery Score) の5つのスケールを加えた8つのスケールについて、スケール間の重複を除いた観察項目による観察結果が入力されており、更に、性別などの個人属性、最終的に脳卒中であったのかの診断が紐づけられている。

### (2) 3つのスケールの精度比較

公表されているデータにもとづき、各スケールの脳卒中かどうかの判別基準を以下のように設定した。

- CPSS: 観察項目のうち、1つでも異常がある[3].
- TOPSPIN: 観察項目のうち、1つでも異常がある[4].
- SPSS: 突然の発症で、片側の麻痺、顔面の麻痺、異常な言語の3つのいずれかに異常がある[5].

各スケールで利用する観察項目を表1に示す。

表1 各スケールで使用する観察項目

	CPSS	TOPSPIN	SPSS
観察項目	顔面のゆがみ	意識状態	発症時期
	上肢の麻痺	心房細動	片側の麻痺
	構音障害	名前を聞く	顔面の麻痺
		両上肢を挙上させる	異常な言語
	両膝を屈曲させる		

### (3) 機械学習による脳卒中判別モデルの構築

脳卒中判別に用いる必要最低限の観察項目とその最適な組み合わせを特定する方法として、目的変数を脳卒中の診断結果、説明変数を観察項目とし、Pythonの機械学習用ライブラリscikit-learnを利用し決定木を構築した。特徴量の絞込みについては、初めに救急車の中で救急隊が確認できるかどうかの視点で絞りこみ、次に観察項目の相関を確認しながら最終的な確度が高くなる組み合わせとなるようおこなった。観察項目間の相関を確認し特徴量を特定する作業は、脳や人体についての専門的な知識が必要で、手作業での作業となった。データの属性および患者データの評価方法、および、最終的に特定された観察項目を表2に、モデルとなる決定木を図2に示す。

## 3. Stroke Checker の開発

今回我々が開発したStroke Checkerは、救急隊が急性期脳卒中患者の脳卒中判別を容易に精度良くおこなうことを支援するためのWebアプリケーションである。救急車での利用を想定し、暗い車内でも見やすいよう、文字サイズや色の組み合わせなどに配慮した。また、押し間違えなどの誤操作を防ぐために大きなボタンサイズとしている。Stroke Checkerの入力画面を図1に示す。

図1 Stroke Checker の利用画面

### (1) 利用と判別

Stroke Checkerのシステム構成図を図3に示す。

- ① 利用者である救急隊は、Stroke CheckerのWebアプリケーションにアクセスすることで、脳卒中判別のサービスを受けることができる。ブラウザ上に表示される6つの観察項目に対する問いに答えると、図4の4段階で脳卒中を判別する。ここで、「3. 脳

表 2 データの属性および患者データの評価方法

属性	患者データ評価方法	備考
発症後時間経過	確認できない場合が考えられるので不採用	
症状・主訴	複数の組み合わせなどが考えられるので不採用	
既往	確認できない場合が考えられるので不採用	
性別	男性：0，女性：1	モデルの観察項目に採用
拡張期血圧 (mmHg)	80 未満：0，80 以上 100 未満：1，100 以上：2	モデルの観察項目に採用
JCS	0～3：0，10～30：1，100～300：2	
共同偏視	無し：0，有り：1	
名前の確認	正解：0，不正解：1	モデルの観察項目に採用
年齢の確認	確認できない場合が考えられるので不採用	
従命	正解：0，不正解：1	
麻痺(顔面・四肢)の左右	左右差無し：0，有り：1	モデルの観察項目に採用
握力の低下	無し：0，有り：1	
顔面麻痺	無し：0，有り：1	
上肢麻痺	無し：0，有り：1	
下肢麻痺	無し：0，有り：1	
失語構音障害	無し：0，有り：1	モデルの観察項目に採用
失認	無し：0，有り：1	
心房細動	無し：0，有り：1	モデルの観察項目に採用
痙攣の既往	確認できない場合が考えられるので不採用	
ADL	確認できない場合が考えられるので不採用	
診断	クモ膜下出血：0，脳主幹動脈閉塞症：0，脳出血：0，その他脳梗塞：0，脳卒中以外：1	

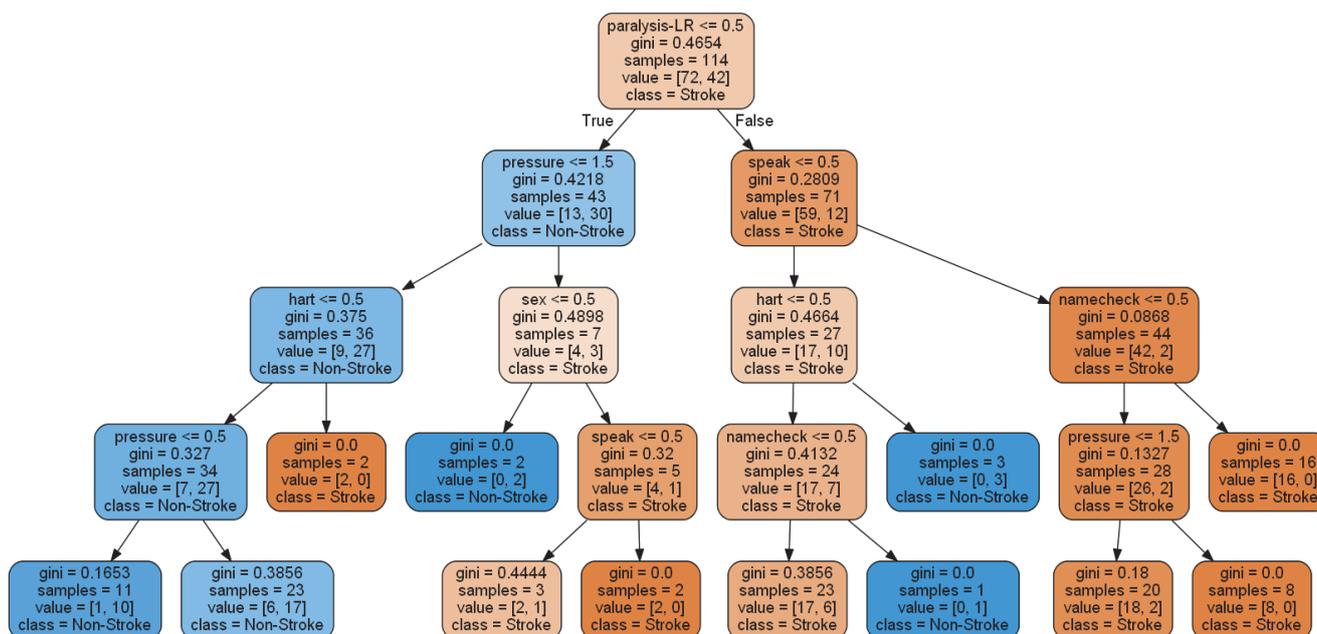


図 2 脳卒中を判別する決定木モデル

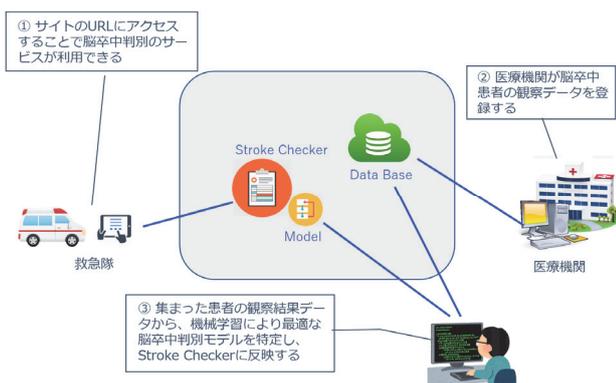


図3 Stroke Checker のシステム構成図

卒中の可能性がある」は、確度としては「1.」および「2.」と比較して脳卒中以外の可能性が高いという評価であるが、脳卒中の可能性のある患者はなるべく脳卒中の専門医療機関に運んだ方が良いため、脳卒中の判別の一番軽い評価として表示する。



図4 脳卒中判別の4段階表示

② 脳卒中判別精度や確度を改善していくには、機械学習のもととなる患者データの量が鍵となる。患者データを蓄積していくための仕組みとして、データ解析に必要となる患者データを医療機関に入力してもらうためのインターフェースと、蓄積するデータベースを用意した。

③ 脳卒中を判別するモデルは、Stroke Checker 内に実装されている。現状、蓄積されたデータを自動で解析し決定木として構築する機能はなく、人手により脳卒中判別のモデルとなる決定木を都度機械学習により構築する必要がある。

#### 4. 考察

各脳卒中スケールを患者データに適用した結果および構築したモデルの予測精度を表3に示す。

3つのスケールを比較すると、CPSSは感度を除く4つの指標で一番値が高いが、感度も他の2つのスケールに遜色ない値である。TOPSPINは感度で一番高い値となったが、特異度で10%前後他の2つに劣る。SPSSは、他の2つより秀でた指標はないものの、全ての指標で他の2つと遜色の無い結果となった。

我々が構築したモデルは、今回の153例の患者データにおいて、全ての指標で3つのスケールを上回っており、5分割交差検証の平均値81.7%と比較しても、3つのスケールで一番確度の高かったCPSSを6%上回る。

観察項目数としては、CPSSが3項目、SPSSが4項目、TOPSPINが5項目、我々が特定したモデルは6項目で最多となった。ただし、観察項目の内容としては、性別や拡張期血圧など、救急救命活動の初期に確認する疾病観察の内容が2つ含まれているなど、救急隊が利用するうえで負担が生じるような項目はなく、また項目数も多すぎると感じるほどではないと考える。

#### 5. 結言

今回我々はStroke Checkerの開発をとおり、高い確度で脳卒中を判別できる決定木モデルを特定することができ、簡易な脳卒中判別システムとしてクラウドに実装することができた。今回は、特定のエリアの限られた数の患者データでの検証を行ったが、今後は広く協力者を募り、Stroke Checkerの確度や精度の向上に努めるとともに各脳卒中スケールの特徴をより広範囲なデータで検証することを想定している。

表3 各スケールの患者データ適用結果と構築した脳卒中モデルの精度

	陽性的中率	陰性的中率	感度	特異度	確度
CPSS	79.2%	69.2%	83.3%	63.1%	75.8%
TOPSPIN	74.7%	69.0%	86.5%	50.9%	73.2%
SPSS	77.6%	68.0%	83.3%	59.6%	74.5%
構築したモデル (トレーニングデータ：114例) (テストデータ：39例) (5分割交差検証の平均値)	87.8%	82.5%	90.3%	78.6%	85.1% 84.6% 81.7%

## 6. 参考文献

- [1] “脳血管疾患の年間医療費は1兆7,821億円 平成26年度 国民医療費の概況”.  
<http://www.seikatsusyukanbyo.com/statistics/2016/009225.php>, (参照 2018-02-13)
- [2] “資料1 脳卒中に係るワーキンググループ 開催要綱”, 厚生労働省, 参照先:  
<http://www.mhlw.go.jp/stf/shingi2/0000133906.html>
- [3] 日本臨床救急医学会: 1.脳卒中の評価法(ストロークスケール), PSLS コースガイドブック 2015, 東京, へるす出版, 2015, pp.174-177.
- [4] 辻裕丈, 近藤直英ら. TOPSPIN: TOYOTA Prehospital stroke Scale for t-PA Intravenous therapy (経静脈的 t-PA 療法のためのトヨタ脳卒中プレホスピタルスケール) を用いた救急隊との前方連携, 脳卒中, 2008, 第30巻 第5号, pp.651-659.
- [5] 湘南地区メディカルコントロール協議会: 病院前脳卒中スケールによる脳卒中の判別に関する研究 研究報告書, 2011, pp.6-15.
- [6] 平野湧一郎, 重田恵吾ら, 救急隊のための Prehospital Diagnosis Application (PDAP) の開発, 第26回脳神経外科手術と機器学会, 2017.