

同志社大学

第9回 同志社大学「新ビジネス」フォーラム

# 小中規模データ活用と説明可能性のための機械学習と知識発見

同志社大学 理工学部  
情報システムデザイン学科  
教授 大崎美穂

同志社大学

## 講演の流れ

1. 研究の分野と位置付け
2. 研究紹介: 不均衡データ分類
3. 研究紹介: 脈波を用いた脳閉塞推定
4. まとめと今後の展開

同志社大学

## 1. 研究の分野と位置付け

人工知能学会 WEBサイトより引用  
<https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/aimap/>

### AIマップβ 2.0

AI研究初学者と異分野研究者・実務者のための課題と技術の俯瞰図

目次

- AIマップβ 2.0 .....1
- 想定するユーザー .....2
- AI探路マップ .....3
- AI技術マップ .....14
- 研究会マップ .....25
- みんなで作るAIマップ .....29
- 今後の発展とお願い .....31

（一社）人工知能学会 AIマップタスクフォース

同志社大学

## 1. 研究の分野と位置付け

人工知能学会 WEBサイトより引用

AI統合

AI要素技術

AIの社会への応用

AIの影響

AIと社会

AIと人の関わり

内部環境 外部環境

同志社大学

## 1. 研究の分野と位置付け

人工知能学会 WEBサイトより引用

AI統合

AI要素技術

AIの社会への応用

AIの影響

AIと社会

AIと人の関わり

内部環境 外部環境

同志社大学

## 1. 研究の分野と位置付け

人工知能学会 WEBサイトより引用

AI統合

AI要素技術

AIの社会への応用

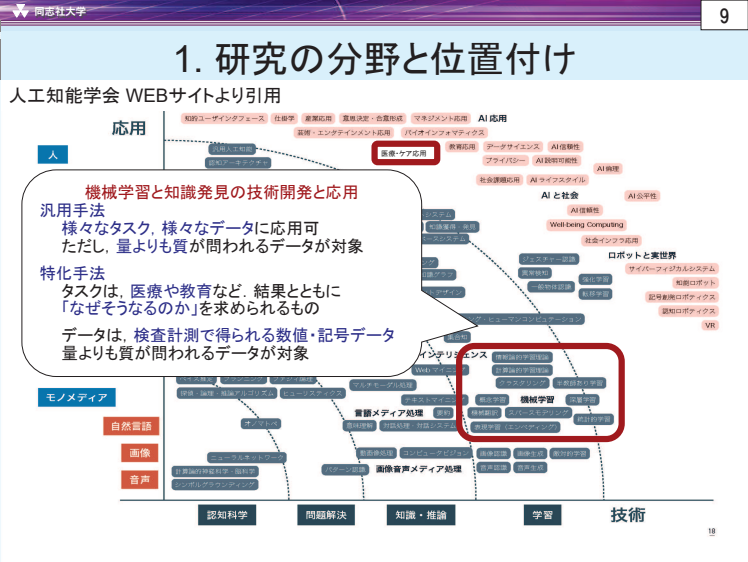
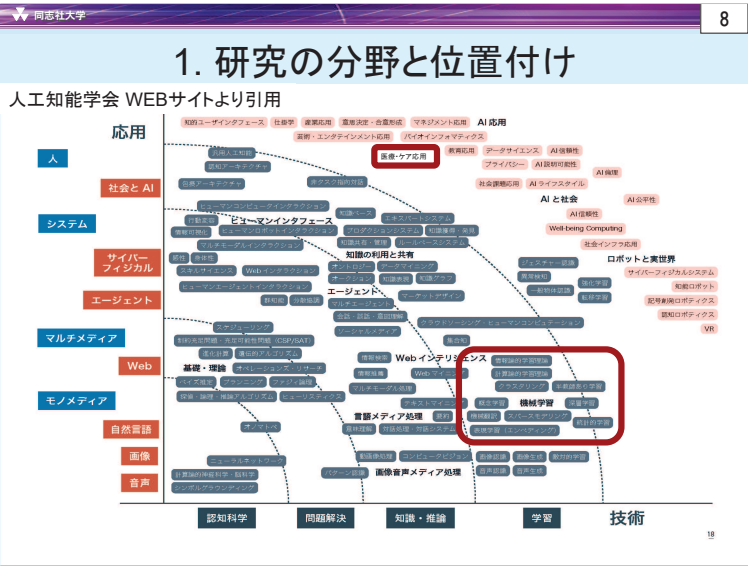
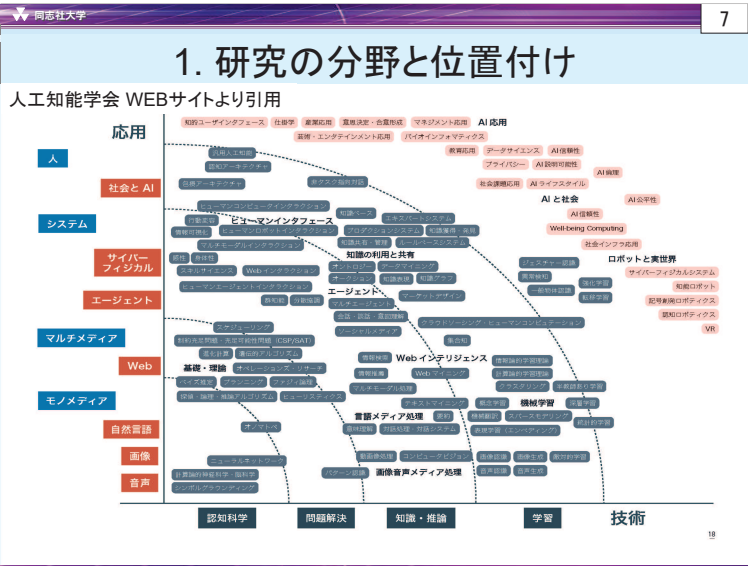
AIの影響

AIと社会

AIと人の関わり

内部環境 外部環境

機械学習と知識発見の技術開発と応用  
汎用手法  
様々なタスク、様々なデータに应用可  
ただし、量よりも質が問われるデータが対象  
特化手法  
タスクは、医療や教育など、結果とともに「なぜそうなるのか」を求められるもの  
データは、検査計測で得られる数値・記号データ  
量よりも質が問われるデータが対象



- 同志社大学 10
- # 1. 研究の分野と位置付け
- [ 自身の研究の一例 ]
- 汎用手法(様々なタスクに応用可)
- ・不均衡データ分類器
  - ・共非線形性分析手法
  - ・客観的な興味深さ指標
- 特化手法(特定のタスクの問題解決)
- ・脈波を用いた脳閉塞推定
  - ・骨超音波を用いた骨質推定
  - ・慢性肝炎の進行推定
- Doshisha University

- 同志社大学 11
- # 1. 研究の分野と位置付け
- [ 自身の研究の一例 ]
- 汎用手法(様々なタスクに応用可)
- ・不均衡データ分類器
  - ・共非線形性分析手法
  - ・客観的な興味深さ指標
- 特化手法(特定のタスクの問題解決)
- ・脈波を用いた脳閉塞推定
  - ・骨超音波を用いた骨質推定
  - ・慢性肝炎の進行推定
- Doshisha University

- 同志社大学 12
- # 講演の流れ
1. 研究の位置付け
  2. 研究紹介: 不均衡データ分類
  3. 研究紹介: 脈波を用いた脳閉塞推定
  4. まとめと今後の展開

同志社大学 13

## 2. 研究紹介: 不均衡データ分類

[ 成果の公表, 分野の解説 ]

- 2017年09月  
国際学術論文誌 IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (Impact Factor 6.09) の論文を出版  
“Confusion-Matrix-Based Kernel Logistic Regression for Imbalanced Data Classification”  
<https://ieeexplore.ieee.org/document/7879291>
- 2022年05月  
人工知能学会誌 JSAIの解説を出版  
『私のブックマーク「不均衡データ分類」』  
<https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/my-bookmark/>

Doehle University

同志社大学 14

## 2. 研究紹介: 不均衡データ分類

[ 応用範囲を広げる試み ]

CM-KLOGRの提案(混同行列損失+カーネル法)  
↓  
CM-NNsの提案(混同行列損失+ニューラルネット)  
↓  
人工データによる原理的有効性の検証  
↓  
実ベンチマークデータによる実用的有効性の検証  
↓  
実タスクによる実用性の検証

Doehle University

同志社大学 15

## 混同行列に基づく損失関数を持つ 不均衡データ分類ニューラルネットワーク

田儀樹\* 大崎美穂\*  
片桐滋\* 大西圭\*\*

\*同志社大学 \*\*九州工業大学

同志社大学 16

## 発表の流れ

1. 背景と目的
2. 提案手法: CM-NNs
3. 評価実験
4. まとめと今後

同志社大学 17

## 発表の流れ

➡ 1. 背景と目的  
2. 提案手法: CM-NNs  
3. 評価実験  
4. まとめと今後

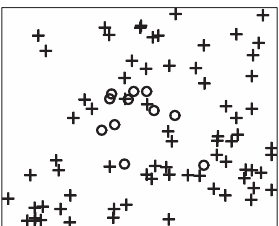
同志社大学 18

## 1. 不均衡データ分類の問題と既存手法

**不均衡データ分類**  
少数の危機的事例(陽性クラス)と、多数の通常的事例(陰性クラス)の分類。  
がんの診断, 交通事故の予測, ネットワークの不正侵入の検知など, 多くのニーズ。  
本研究では基本的な2クラス分類に着目

**分類の難しさ**  
全てを「がんでない」に分類すれば, 性能は95%になるが, 「がんである」を見落とすので無意味。

**既存手法**  
サンプリング, コストセンシティブな学習, アンサンブル[Sun, 2009]  
調査した限りユーザが着目する指標を直接的に向上させる手法はみられない



例: がんの検査結果

	がんである	がんでない
5		95

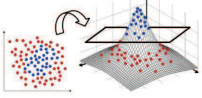
Doehle University

# 1. 不均衡データ分類の問題と既存手法

## CM-KLOGR [Ohsaki, 2017]

着目した評価指標を向上させる, モデル構造と損失関数の組み合わせを提案

・モデル構造: KLOGR

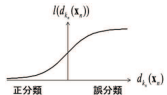


KLOGR: Kernel Logistic Regression  
カーネル化による特徴空間の再構成  
クラスの事後確率を推定

・損失関数: MCE + CM = 混同行列損失

MCE: Minimum Classification Error  
誤分類尺度 = 分類の正誤の程度

CM: Confusion Matrix  
正分類・誤分類した数をまとめた表



Confusion matrix	モデルの予測クラス	
	Positive	Negative
実際の正解クラス	TP	FN
	FP	TN

MCEの値を用いてCMと同様のものを算出  
CMの値からRecallなど5つの評価指標を算出, その調和平均をとる

# 1. 不均衡データ分類の問題と既存手法

## CM-KLOGR [Ohsaki, 2017]

着目した評価指標を向上させる, モデル構造と損失関数の組み合わせを提案

・モデル構造: KLOGR

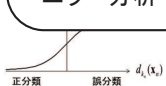


以下のベンチマークデータを用いた  
評価実験を行い, 有効性を検証済

・損失関数

MCE: Minimum Classification Error

肺癌診断, タンパク質分析,  
気候変動シミュレーションの  
エラー分析



Confusion matrix	モデルの予測クラス	
	Positive	Negative
実際の正解クラス	TP	FN
	FP	TN

MCEの値を用いてCMと同様のものを算出  
CMの値からRecallなど5つの評価指標を算出, その調和平均をとる

# 1. 不均衡データ分類の問題と既存手法

## CM-KLOGR (Ohsaki 2017)

- ・ 問題点
  - ・ KLOGRに限定した混同行列損失の定式化
    - ・ 損失関数はその他のNNなどにも適用可能ではないか
  - ・ 学習に必要な偏微分式が複雑
    - ・ 偏微分式を解析的に解く必要があったが, 非常に複雑

## 本研究: 改善 + ニューラルネットワークへの展開

- ・ 未発表内容のため, 本資料からは削除
- ・ (当日, 口頭説明します)

この改善により, 原理的に, あらゆるタイプのニューラルネットワーク, 深層学習の不均衡データ分類の性能を高められる.

## 発表の流れ

1. 背景と目的
- ➔ 2. 提案手法: CM-NNs
3. 評価実験
4. まとめと今後

# 2. 提案手法: CM-NNs

未発表内容のため, 本資料からは削除  
(当日, 口頭説明します)

## 発表の流れ

1. 背景と目的
2. 提案手法: CM-NNs
- ➔ 3. 評価実験
4. まとめと今後

### 3. 評価実験

未発表内容のため、本資料からは削除  
(当日、口頭説明します)

### 発表の流れ

1. 背景と目的
2. 提案手法: CM-NNs
3. 評価実験
- ➡ 4. まとめと今後



### 4. まとめと今後

まれにしか起こらないが、起こった時には深刻な問題となる事例を正確に予見すること(不均衡データ分類)を目指して...

本研究では、混同行列損失と自動微分をニューラルネットワークに導入したCM-NNsを提案した。

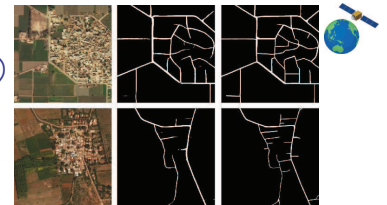
評価実験では、標準的な損失であるBCEと比較した。不均衡データでは分類性能が低いBCEに対して、CM-NNsは複数の評価基準をバランス良く高めることに成功した。

### 4. まとめと今後

今回は、CM-NNsの混同行列損失の有効性を明らかにすべく、最も単純なMLPCをあえて用い、CM-MLPCを実装・評価した。

しかし、本来、CM-NNsはどのようなタイプのニューラルネットワーク、深層学習でも実現可。

そこで現在は、画像認識(衛星画像からの道路抽出)に应用中。DeepLabV3+を用いたCM-DeepLabV3+



画像の出典: <http://deepglobe.org/challenge.html>

### 講演の流れ

1. 研究の位置付け
2. 研究紹介: 不均衡データ分類
- ➡ 3. 研究紹介: 脈波を用いた脳閉塞推定
4. まとめと今後の展開

### 3. 研究紹介: 脈波を用いた脳閉塞推定

#### [ 成果の公表 ]

- 2023年02月  
国際学術論文誌 Scientific Reports (Impact Factor 5.00)の論文を出版

“Development of Evaluation System for Cerebral Artery Occlusion in Emergency Medical Services: Noninvasive Measurement and Utilization of Pulse Waves”

<https://www.nature.com/articles/s41598-023-30229-3>

同志社大学 31

### 3. 研究紹介: 脈波を用いた脳閉塞推定

[ 実用化に向けた試み ]

- 2022年10月  
経済産業省 令和4年度 成長型中小企業等  
研究開発支援事業(略称: Go-Tech, 採択率30%)

(株)プロアシストが, 同志社大, 奈良県立医科大,  
国立病院機構大阪医療センターとともに申請・採択.

『走行中の救急車での計測も可能な  
脳動脈閉塞検査システムの開発』

<https://www.chusho.meti.go.jp/keiei/sapoin/2022/221006saitaku.html>

Doehle University

同志社大学 32

### 脈波を用いた脳動脈閉塞の推定: L1正則化による動的特徴量の選択

山田紘丘\* 田儀樹\* 大崎美穂\* 嶋田啄真\*  
松川真美\* 小林恭代\*\* 斎藤こずえ\*\* 山上宏\*\*\*

\*同志社大学 \*\*奈良県立医科大学  
\*\*\*国立病院機構大阪医療センター

同志社大学 33

### 発表の流れ

1. はじめに  
脳動脈閉塞の社会的問題と本研究の概要
2. 関連研究  
脈波測定装置の開発  
特徴量の抽出とロジスティック回帰による分類
3. 提案手法  
使用する特徴量と機械学習手法
4. 評価実験  
閉塞推定と特徴量同定の性能評価
5. おわりに  
まとめと今後の展望

同志社大学 34

### 発表の流れ

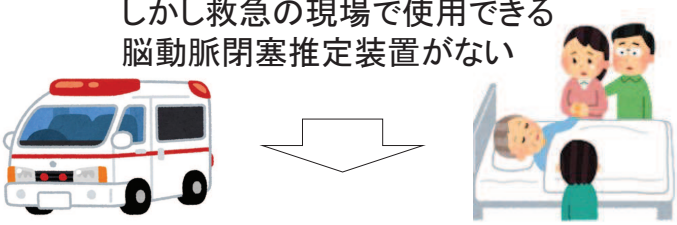
1. はじめに  
脳動脈閉塞の社会的問題と本研究の概要
2. 関連研究  
脈波測定装置の開発  
特徴量の抽出とロジスティック回帰による分類
3. 提案手法  
使用する特徴量と機械学習手法
4. 評価実験  
閉塞推定と特徴量同定の性能評価
5. おわりに  
まとめと今後の展望

同志社大学 35

### 1. はじめに

脳動脈閉塞は重度後遺症や死亡の原因の一つ  
症状が現れた場合、迅速な対応が求められる

しかし救急の現場で使用できる  
脳動脈閉塞推定装置がない



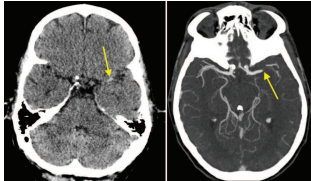
救急車で使用可能な  
脳動脈推定システムの確立を目指す

同志社大学 36

### 1. はじめに

圧電センサによる  
脈波測定装置を開発  
[Saito et al. 2012]

閉塞は脳の一方に生じやすい



左右の頸動脈波の測定と  
特徴量を抽出. 閉塞推定を  
試みた [嶋田 et al. 2021]

下記のURLより引用  
<http://www.svuhradiology.ie/case-study/occluded-middle-cerebral-artery-ct-angiography/>

今回の目的  
推定性能の向上と重要な特徴量の同定  
新たに特徴量と分類器を追加し, 閉塞を推定

# 発表の流れ

1. はじめに  
脳動脈閉塞の社会的問題と本研究の概要
2. 関連研究  
脈波測定装置の開発  
特徴量の抽出とロジスティック回帰による分類
3. 提案手法  
使用する特徴量と機械学習手法
4. 評価実験  
閉塞推定と特徴量同定の性能評価
5. おわりに  
まとめと今後の展望

## 2. 関連研究

一般的な脳動脈閉塞診断の手法はCTやMRI [Ringelstein et al. 1986]



大型かつ高価  
救急車に装備できない

PowerPoint Stock Images 使用

非侵襲, 正確, 小型, 安価かつ  
救急救命士が法的に使用可能な  
脳動脈閉塞の推定支援システムの確立を  
最終目標とする研究を開始

## 2. 関連研究

脈波測定装置の開発, 測定部位の提案 [Saito et al. 2012]

**測定装置の概要**

測定対象  
左右の総頸動脈における脈波

外頸動脈 内頸動脈

総頸動脈

PC

測定装置

圧電セラミック  
トランスデューサ  
(共振周波数: 40 kHz)  
(直径 10 mm)

得られる脈波微分波形

Amplitude [a.u.]

500 ms

実際の測定風景

## 2. 関連研究

↑末端側 血管 ↓心臓側

反射波 + 入射波

圧力波 皮膚表面

脈波

Amplitude [a.u.]

Time

脈波波形

Amplitude [a.u.]

Time

脈波微分波形

Right (Occlusion) Left

## 2. 関連研究

差異の情報を活用  
左右の頸動脈波から3種類の特徴量を抽出

医学的解釈が容易なロジスティック回帰により  
閉塞を推定 [嶋田 et al. 2021]

正解率66% 適合率77% 再現率65%

### これまでの成果

脈波の特徴量と  
ロジスティック回帰が  
有効と示唆された。

### 残された課題

性能に向上の余地  
各特徴量の寄与度が  
不明確

# 発表の流れ

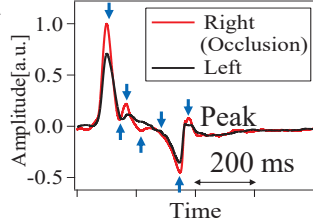
1. はじめに  
脳動脈閉塞の社会的問題と本研究の概要
2. 関連研究  
脈波測定装置の開発  
特徴量の抽出とロジスティック回帰による分類
3. 提案手法  
使用する特徴量と機械学習手法
4. 評価実験  
閉塞推定と特徴量同定の性能評価
5. おわりに  
まとめと今後の展望

### 3. 提案手法

閉塞推定の性能向上と重要な特徴量の同定のために、特徴量と分類器を改善

#### [ 特徴量 ]

- 特徴量1: 脈波微分波形の左右の相互相関関数の最大値
- 特徴量2: 脈波微分波形の正負のピーク数の左右差
- 特徴量3: 脈波の立ち上がりの傾きの左右差
- 特徴量4: 脈波微分波形の最大振幅のばらつき
- 特徴量5: 脈波微分波形の切痕後のピーク振幅の左右差

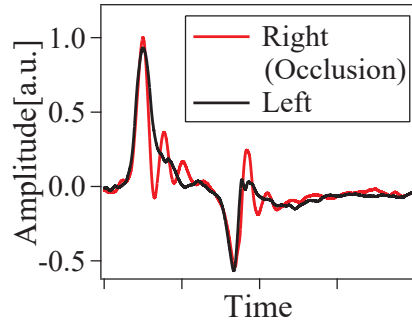


脳動脈閉塞患者

### 3. 提案手法

#### 特徴量1

脈波微分波形の左右の相互相関関数の最大値



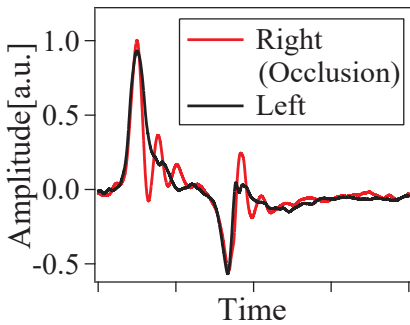
閉塞患者の脈波微分波形

閉塞がある場合閉塞部位からの反射波が重畳するため、左右の脈波微分波形の相関が小さくなると考えられる

### 3. 提案手法

#### 特徴量2

脈波微分波形の正負のピーク数の左右差



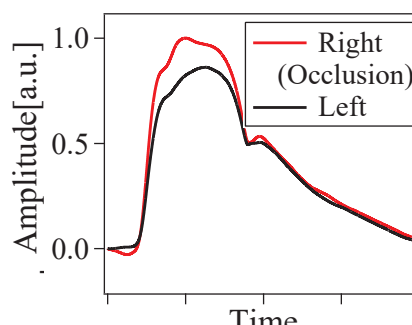
閉塞患者の脈波微分波形

閉塞があると、進行波のピークに加えて閉塞箇所からの反射波のピークも現れるため、脈波微分波形のピークが増えると考えられる

### 3. 提案手法

#### 特徴量3

脈波の立ち上がりの傾きの左右差



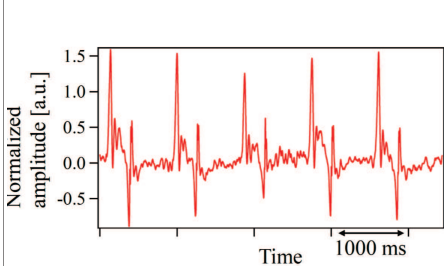
閉塞患者の脈波波形

閉塞部位からの反射波の重畳により、閉塞側では脈波の立ち上がりが急勾配になると考えられる

### 3. 提案手法

#### 特徴量4

脈波微分波形の最大振幅のばらつきの左右差



閉塞患者の脈波微分波形

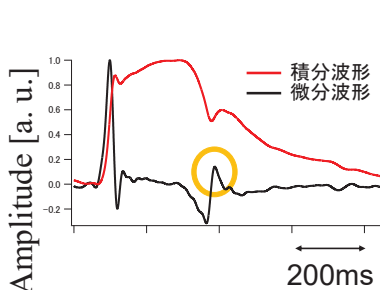
連続10波形の最大振幅の標準偏差

閉塞部位からの反射波と進行波は同期していないので、閉塞があると脈波微分波形の振幅が揺らぐと考えられる

### 3. 提案手法

#### 特徴量5

脈波微分波形の切痕後のピーク振幅の左右差



閉塞患者の脈波波形と脈波微分波形

大動脈弁の閉鎖によって一時的に負の圧力がかかりピーク後に脈波の窪み(切痕)が生じる

閉塞がある場合はその反射波により、切痕から正の圧への戻りが大きいと考えられる



### 3. 提案手法

閉塞推定の性能向上と重要な特徴量の同定のために、特徴量と分類器を改善

#### [分類器]

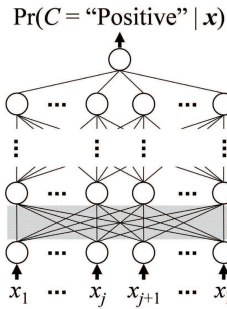
性能向上を目指し、多層パーセプトロン分類器を追加  
各特徴量の貢献度を明らかにすべく、L1正則化を導入

- ロジスティック回帰 (LOGR)
- ラッソロジスティック回帰 (Lasso LOGR)
- 多層パーセプトロン分類器 (MLPC)
- グループラッソ多層パーセプトロン分類器 (GL MLPC ILO) [Hastie et al. 2017]

### 3. 提案手法

#### GL MLPC ILO

[モデル構造]



MLPCに単純なL1正則化を課しても特徴量の選択はできない

元の特徴量の貢献度合いも明示するため**入力層のニューロンのみ**に**GL正則化**を課す [Ohsaki et al. 2021]

### 3. 提案手法

#### GL MLPC ILO [目的関数]

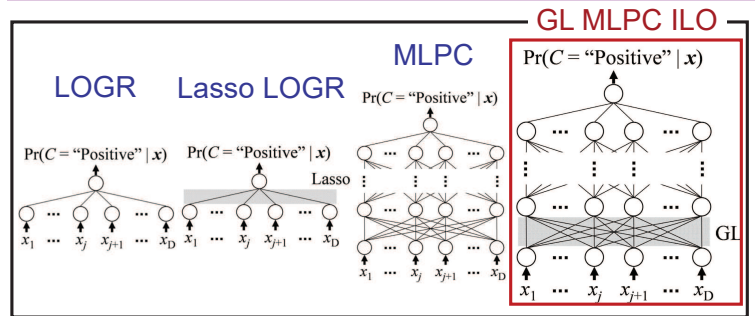
$$J(\mathbf{w}) = - \sum_{i=1}^N \{y_i \log P_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i) + (1 - y_i) \log(1 - P_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i))\} + \lambda \sum_{j=1}^D \|\mathbf{w}_j^{\text{in}}\|_2$$

負の対数尤度 推定と観測の一致度合い  
GL正則化項の加重和 特徴量選択を行う

ハイパーパラメータ  
隠れ層の数, 隠れ層のニューロン数, 正則化の重み  
最適化  
Adam [Kingma et al., 2015]

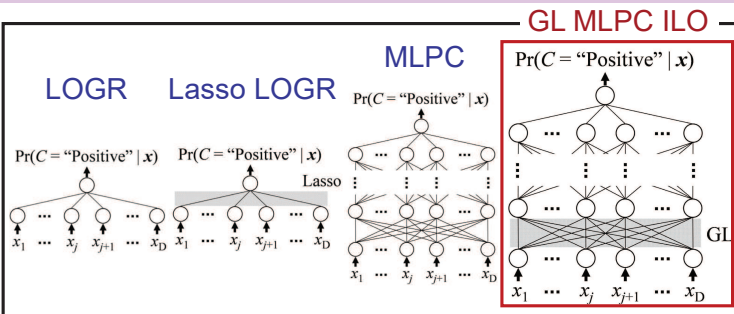
訓練・検証・試験  
グリッドサーチ [Stone et al. 1974]  
層別入れ子交差検証 [Krstajic et al. 2014]

### 3. 提案手法



全ての分類器が、グループラッソ(L1正則化) GLを、多層パーセプトロン MLPC の、入力層のみ ILO に課した **GL MLPC ILO** の派生

### 3. 提案手法



#### 提案手法の説明可能性

特徴量: 物理的・医学的に意味が分かる。  
分類器: **入力層のみにおいて特徴量を選択するので、閉塞推定に役立つ特徴量を理解できる。**

## 発表の流れ

1. はじめに  
脳動脈閉塞の社会的問題と本研究の概要
2. 関連研究  
脈波測定装置の開発  
特徴量の抽出とロジスティック回帰による分類
3. 提案手法  
使用する特徴量と機械学習手法
4. 評価実験  
閉塞推定と特徴量同定の性能評価
5. おわりに  
まとめと今後の展望

同志社大学 55

### 4. 評価実験

目的 ① 提案手法の閉塞推定の評価  
② 特徴量同定の評価

条件 データ

閉塞あり	23名
閉塞なし	20名
合計	43名

チャンスレベル  
23/(23+20)=53%

特徴量  
抽出された特徴量1~5

機械学習モデル  
GL MLPC ILO  
(LOGR, LassoLOGR MLPCを包含)  
表 1: 検証と訓練の実験条件.

隠れ層の数	0, 1, 2, 3
隠れ層のニューロン数	3, 5, 7
L1 正則化項の重み	0.005, 0.010, 0.050
データの与え方	16 点のミニバッチ
学習率	0.010
最大エポック数	10000

層別入れ子交差検証  
内側分割数 5 外側分割数 5

同志社大学

同志社大学 56

### 4. 評価実験

結果と考察 ① 提案手法の閉塞推定の評価

分類器	正解率		適合率		再現率	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差	平均	標準偏差
LOGR	0.7842	0.0330	0.8388	0.0383	0.7620	0.0519
Lasso LOGR	0.8201	0.0345	0.8572	0.0204	0.8344	0.0546
MLPC	0.7725	0.0288	0.8465	0.0236	0.7478	0.7478
GL MLPC ILO	0.8028	0.0290	0.8600	0.0265	0.7963	0.0572

提案手法の正解率はチャンスレベル 53% より高い  
適合率, 再現率は極端に偏ることなく, バランスが良い  
提案手法が閉塞推定に有効であることを確認

過去の正解率 66%よりも高い  
77~82%の性能を達成

同志社大学

同志社大学 57

### 4. 評価実験

結果と考察 ① 提案手法の閉塞推定の評価

分類器	正解率		適合率		再現率	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差	平均	標準偏差
LOGR	0.7842	0.0330	0.8388	0.0383	0.7620	0.0519
Lasso LOGR	0.8201	0.0345	0.8572	0.0204	0.8344	0.0546
MLPC	0.7725	0.0288	0.8465	0.0236	0.7478	0.7478
GL MLPC ILO	0.8028	0.0290	0.8600	0.0265	0.7963	0.0572

Lasso LOGR > LOGR  
GL MLPC ILO > MLPC  
L1正則化による性能向上を確認

MLPCの非線形性による性能向上を期待したが  
データ数が少なく, MLPCでの学習は困難  
データ数を増やすことで性能向上が期待できる

同志社大学

同志社大学 58

### 4. 評価実験

結果と考察 ② 特徴量の同定

重みの絶対値を, 大小に二極化することに成功

特徴量	重み	
	平均	標準偏差
特徴量 1	-0.1883	0.1579
特徴量 2	0.6368	0.1491
特徴量 3	-0.0001	0.0008
特徴量 4	1.0642	0.1567
特徴量 5	0.1049	0.2057

貢献度の高い特徴量  
特徴量 1, 2, 4

貢献度の低い特徴量  
特徴量 3, 5

L1正則化を組み込むことで  
閉塞推定への貢献度合いが高い特徴量を同定できた

同志社大学

同志社大学 59

## 発表の流れ

- はじめに  
脳動脈閉塞の社会的問題と本研究の概要
- 関連研究  
脈波測定装置の開発  
特徴量の抽出とロジスティック回帰による分類
- 提案手法  
使用する特徴量と機械学習手法
- 評価実験  
閉塞推定と特徴量同定の性能評価
- 終わりに  
まとめと今後の展望

同志社大学

同志社大学 60

### 5. おわりに

[最終目標]  
非侵襲, 正確, 小型, 安価, かつ, 救急救命士が  
法的に使用可能な脳動脈閉塞の診断支援システム  
の確立

[過去の研究]  
脈波測定装置を開発して, 頸動脈波を測定  
動的特徴量3種類を抽出, LOGR を適用して閉塞推定

[本研究]  
分類性能の向上 / 重要な特徴量の同定  
本研究では特徴量を新たに加え, 5種類に  
分類器はLOGR, LassoLOGR, MLPCを包含する  
GL MLPC ILOを用いた

同志社大学

## 5. おわりに

### [ 結果 ]

正解率は過去の研究やチャンスレベルよりも高かった  
 特徴量1, 2, 4の寄与度が高いと示唆された  
 分類性能が向上した / 重要な特徴量を同定できた

### [ 今後の展望 ]

閉塞患者のデータ不足の解決

(a) 医師との連携による実験追加

(b) データ不足でも閉塞推定可能な枠組みを導入  
 (RNN型オートエンコーダによる異常検知)

(c) (b)だけでは、結果を医学的に解釈できない。  
 説明可能性を確保する新手法の提案

## 講演の流れ

1. 研究の分野と位置付け
2. 研究紹介: 不均衡データ分類
3. 研究紹介: 脈波を用いた脳閉塞推定
- ➡ 4. まとめと今後の展開

## 4. まとめと今後の展望

### [ 自身の研究の一例 ]

汎用手法(様々なタスクに応用可)

- ・不均衡データ分類器 → 今後、様々な応用に
- ・共非線形性分析手法
- ・客観的な興味深さ指標

特化手法(特定のタスクの問題解決)

- ・脈波を用いた脳閉塞推定 → 今後、実用化に
- ・骨超音波を用いた骨質推定
- ・慢性肝炎の進行推定

第9回 同志社大学「新ビジネス」フォーラム

## 小中規模データ活用と説明可能性 のための機械学習と知識発見

ご清聴いただき、ありがとうございました。  
ご質問やご意見を賜りますと幸いです。

同志社大学 理工学部  
 情報システムデザイン学科  
 教授 大崎美穂