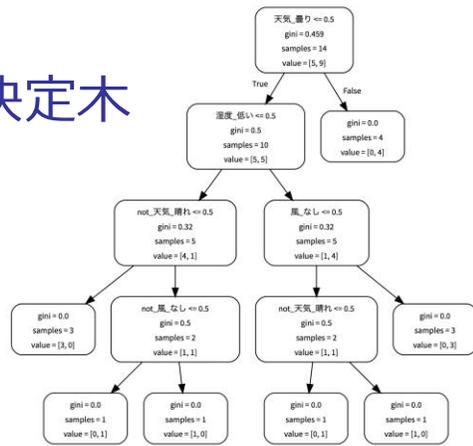


# 組合せ最適化問題とQBoostを融合させた汎用機械学習モデルの開発 — アニーリングで論理式を学習させるモデルを開発 —

越智優真

決定木



論理式



$$\left[ \begin{array}{l} \text{Not 風} \\ \text{Not 晴れ} \end{array} \right] \vee [ \text{くもり} ] \vee \left[ \begin{array}{l} \text{湿度 低い} \\ \text{Not 雨} \end{array} \right]$$

論理式を学習する機械学習モデルALEX

Annealing  
Logic expression learning  
Explainable model

- 論理演算でデータを説明する機械学習モデルを開発し、ライブラリとしてコードを配布
- 論理式の「正則化」を行う方法として、カルノー図を採用し、集合被覆問題として定式化してアニーリングで解く方法を提案
- 結果：決定木と比べて同じ表現力(=AUC)で説明可能性を向上させた

ALEXライブラリ: <https://github.com/Chizuchizu/logic-expression-learning>

## 定式化概要

$$\min_{b \in \{0,1\}^{2^d}} \mathcal{H}_A + \lambda \mathcal{H}_B$$

2つの目的を最小化させる二値変数 $b$ を求める

$$\mathcal{H}_A = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2$$

誤差関数は二乗誤差を採用

$$\mathcal{H}_B = \sum_{k=1}^{2^d} b_k$$

論理式の項の数を少なくする  
正則化として機能

AB \ CD	00	01	11	10
00	0	1	1	0
01	0	1	1	0
11	1	0	0	1
10	1	0	0	1

カルノー図を、  
二値変数列 $b$ と論理式 $L_1 \sim L_{2^d}$ で  
1つの論理式 $L$ として表現

全ての矩形パターンに対応する論理積

$$L = b_1 L_1 \vee b_2 L_2 \vee \cdots \vee b_{2^d} L_{2^d}$$

$b_i$ が1なら $L_i$ の矩形を採用する

$$\hat{y}_i = b_1 L_1(\mathbf{x}^{(i)}) \vee \cdots \vee b_{2^d} L_{2^d}(\mathbf{x}^{(i)})$$

データセットから、予測値を計算する式を立て、  
定式化に進む

## 将来像

応用先

- 医療の現場
  - モデルの予測プロセスが説明可能
  - 機械学習の導入の障壁が下がる
- ビジネス
  - 人やモノを扱うため、根拠が必要
  - データマイニング手法として活用

アニーリングマシンによる最適化技術と論理式表現  
による新しい機械学習手法やマイニング手法の発展  
が期待される。