

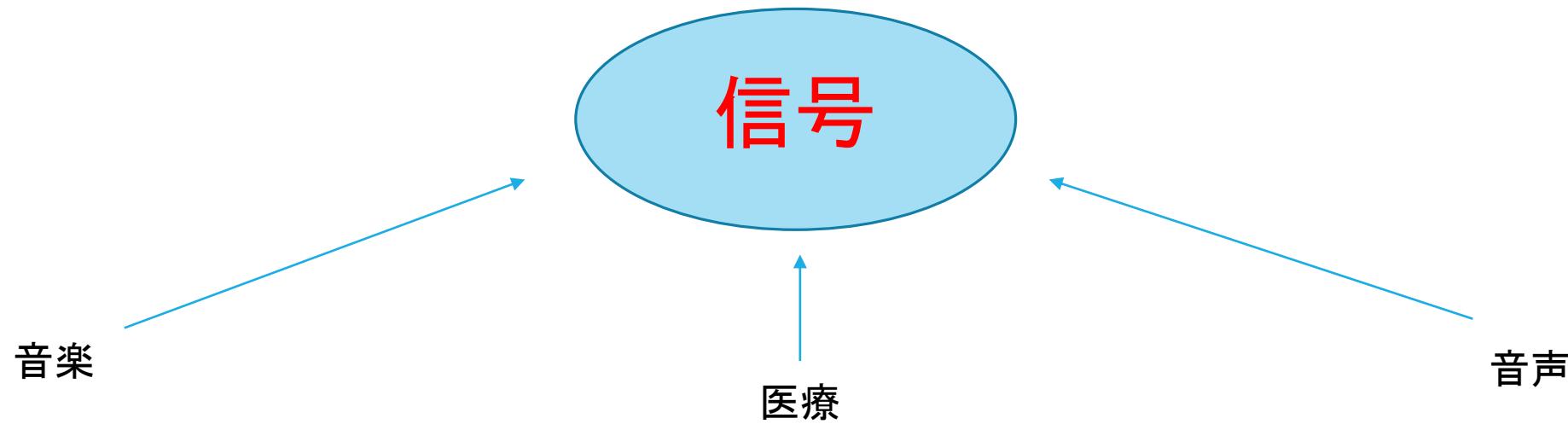
# 信号処理における 機械学習的クラスタリング手法の開発

---

富山県立大学情報システム工学専攻 奥原研究室 麻生 到

# はじめに

---



# 応用例

## 医療

患者の血小板の時系列データからB型肝炎とC型肝炎の患者に分類[1]

## 音声

音声データから感情のラベル付け[2]

## モーションキャプチャ

3次元の動きの時系列データから動きの分類[3]

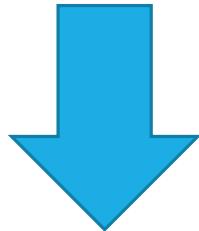
[1] 森山 剛, 斎藤 英雄, 小沢 慎治, 音声における感情表言語と感情表現パラメータの対応づけ, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-D No.4 pp.703-711, 1999

[2] 杉村 博, 松本 一教, 時系列データベースにおける特徴パターンの抽出, <https://kaigi.org/jsai/webprogram/2011/pdf/507.pdf>, 2018.4.25

[3] 大崎 竜太, 嶋田 光臣, 上原 邦昭, 速度に基づく切り出しとクラスタリングによる基本動作の抽出, 人工知能学会誌, 15巻5号 (2000年9月)

## 本論文の目的

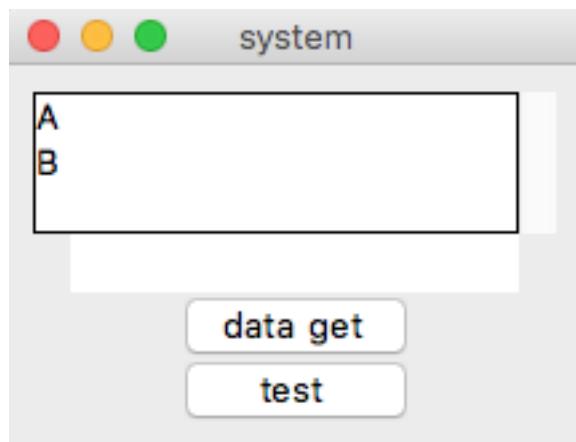
信号から機械学習を用いてクラスタリングする処理を行う



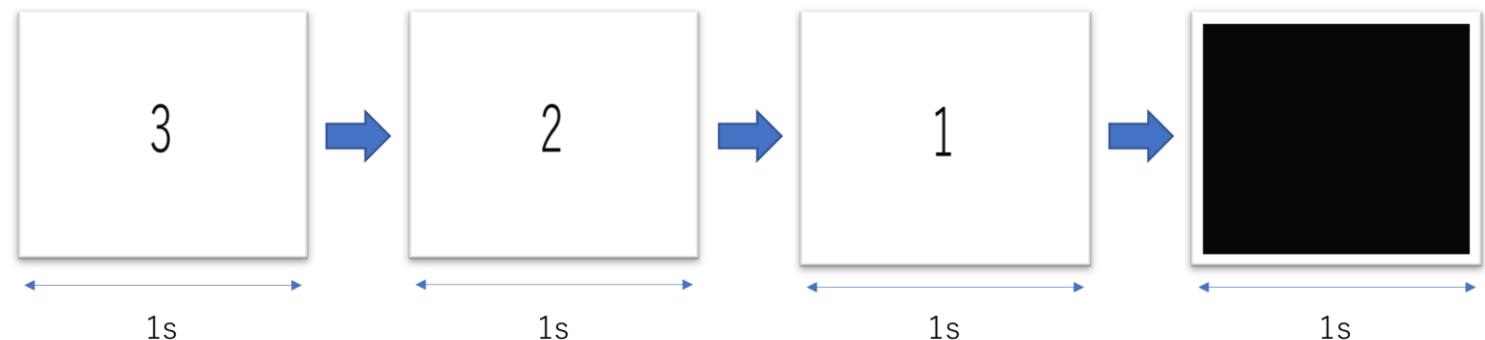
脳波の時系列データからじゃんけんの手を予測して  
勝つ手を表示させるシステムの作成

# 作成システム

---



GUI



1セットの表示スライド

# GUI

data get

合計90セットのスライドを表示して、学習データを取得

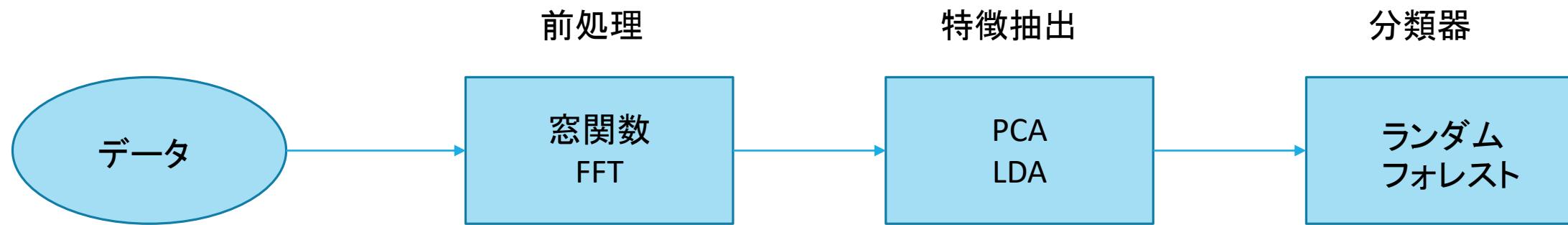
test

実際にスライドを1セット表示して学習データをもとに勝つ手を予測して表示



# データ処理

---

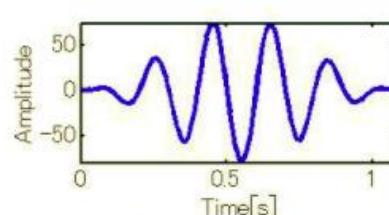
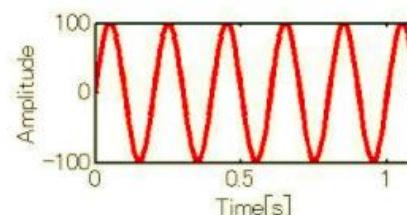
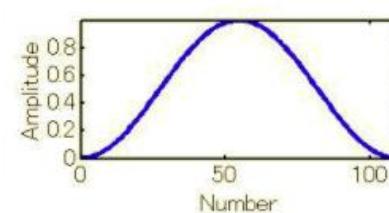
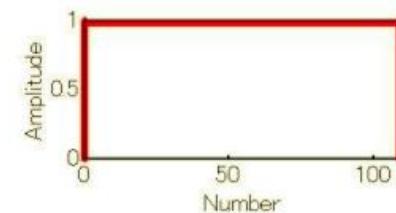
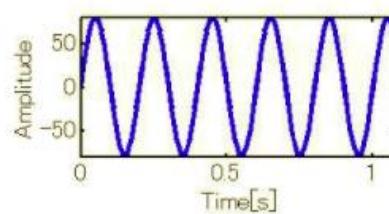
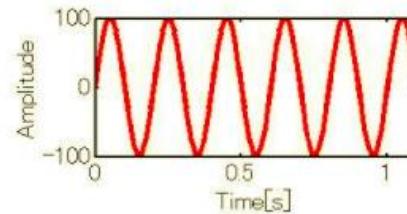


# 前処理

## 窓関数

→ 不連続性を目立たなくする

ハミング窓を使用

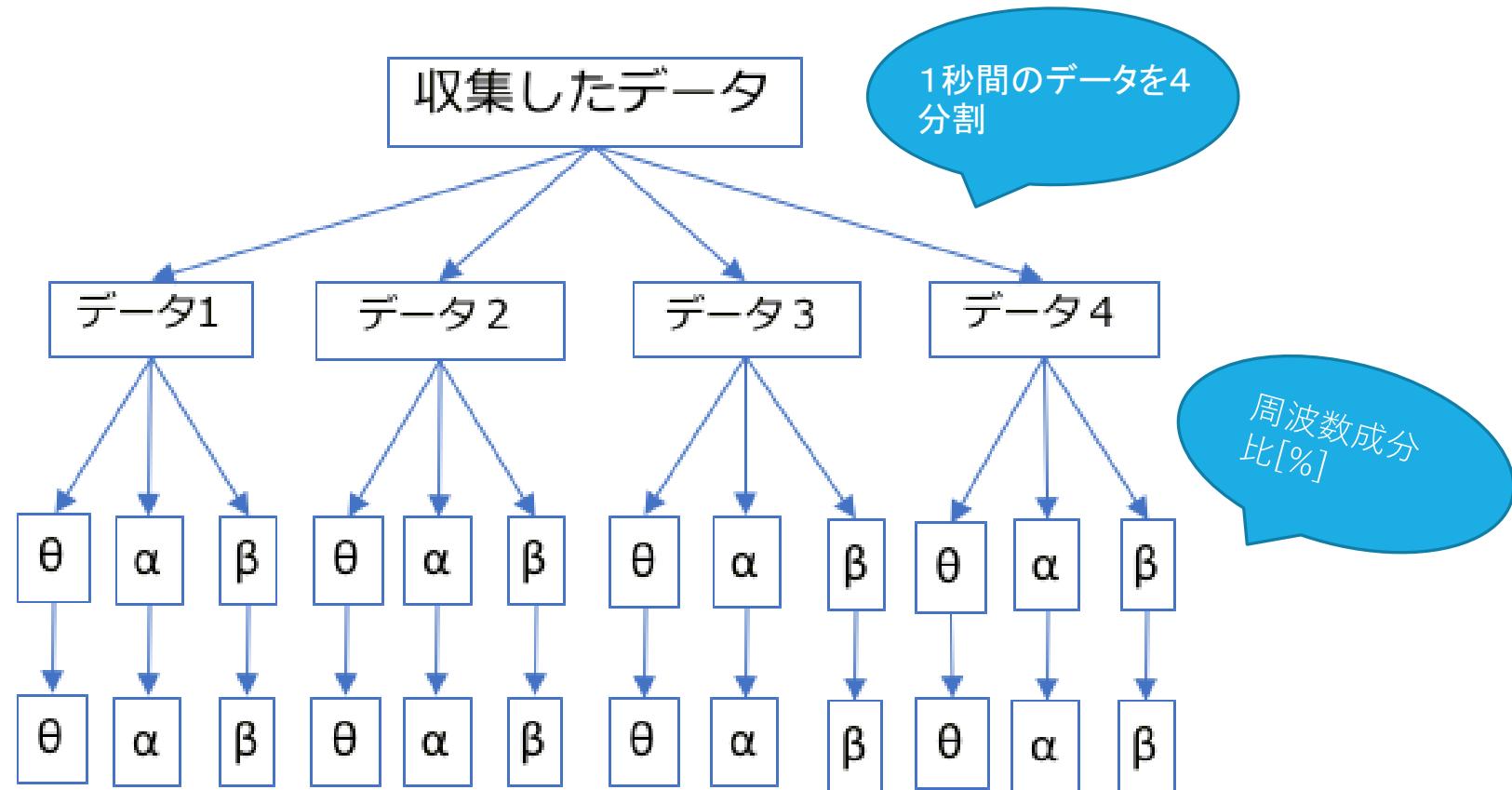


## FFT

## 周波数解析

高速フーリエ変換により得られる実部Reと虚部Imにより、パワースペクトルPSを求める

$$PS = \sqrt{Re^2 + Im^2}$$



θ 波、 α 波、 β 波の 4-32Hz 間のパワースペクトルに対する周波数成分[%]

1セットあたり

8 チャンネル使用するため  $12 \times 8$  ベクトルの特徴量

# 特徴抽出

次元削減を行うことで特徴を抽出する

PCA

データの分散が最大になるように  
主成分軸に射影していく

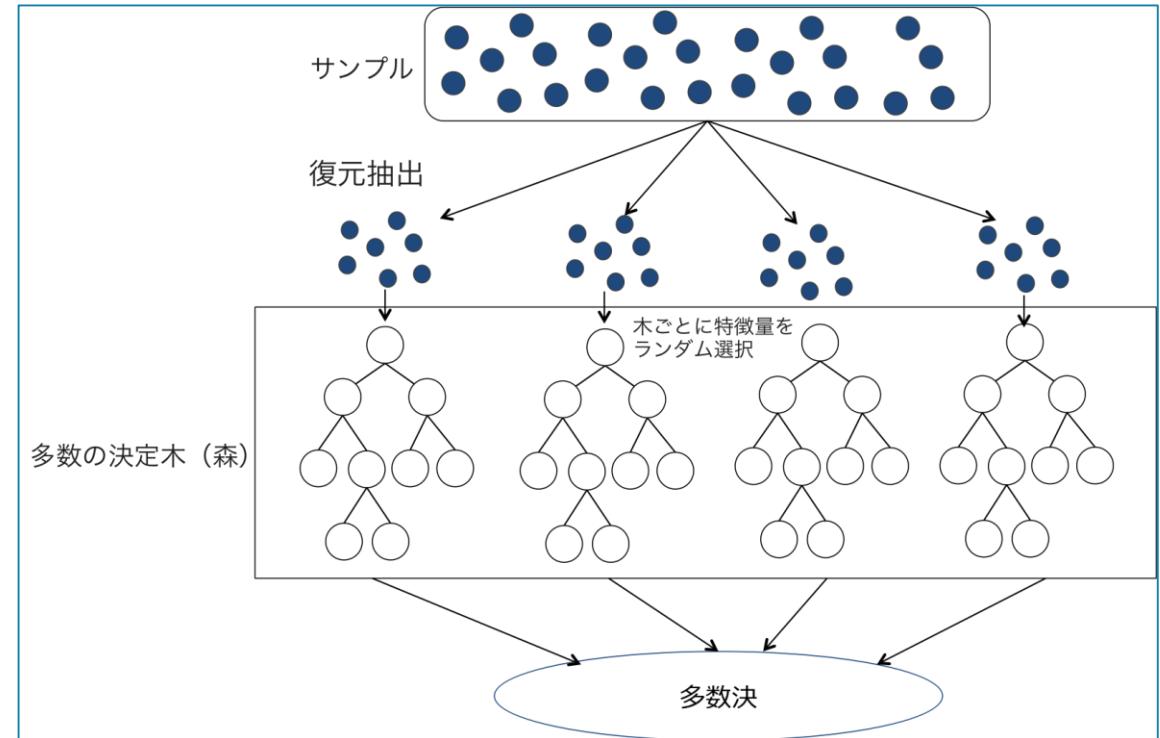
LDA

クラス間の分離度が最大となるような特徴空間に  
データを射影していく

# 分類器

ランダムフォレスト

ランダムに選択されたデータセットと特徴量を用いて  
複数の決定木を作り分類を行う

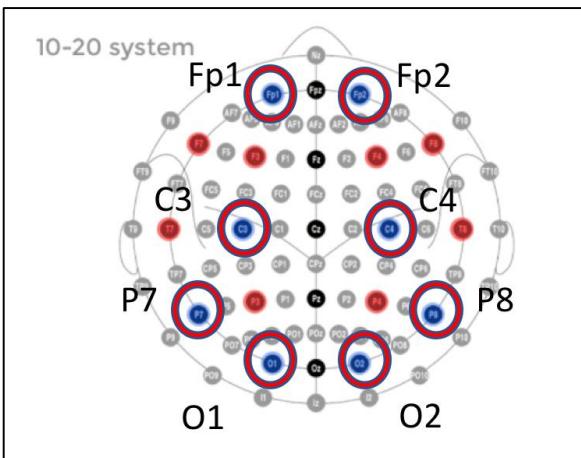


# 評価実験

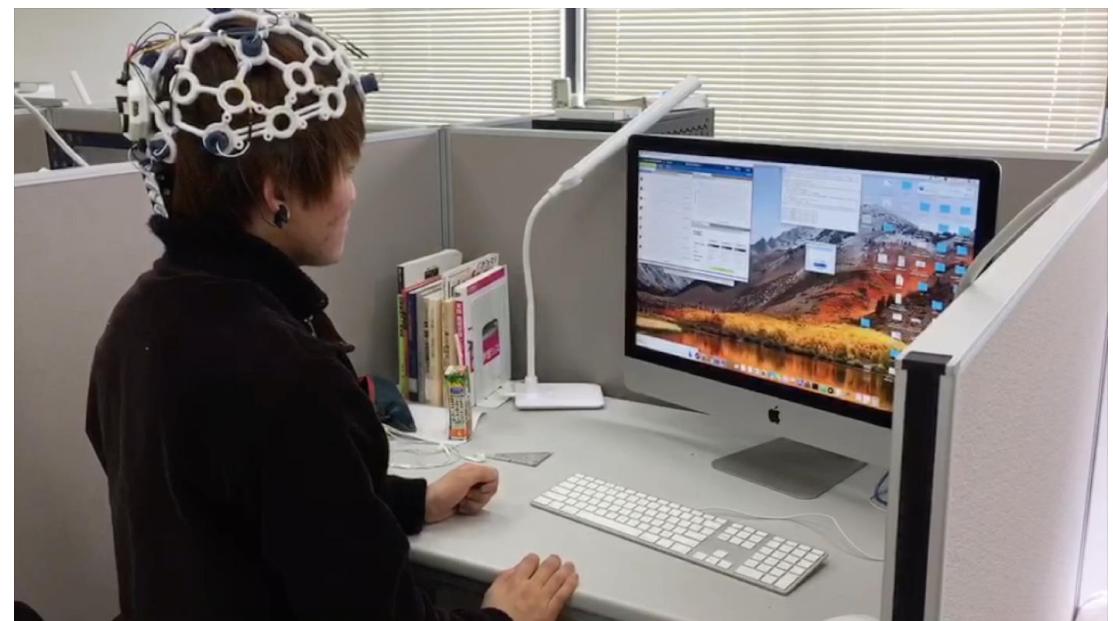
被験者 1名

脳波計 OpenBCI

測定部位 Fp1, Fp2, C3, C4, P7, P8, O1, O2



テスト回数 15 × 3セット



実験では、次元削減の手法を3種類に分けて行った

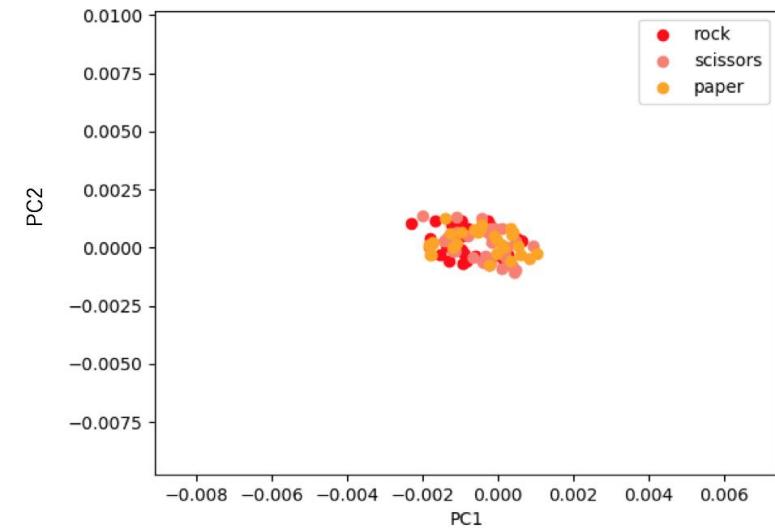
1. PCAで45次元まで削減(累積寄与率 99%)
2. PCAで45次元まで削減した後、LDAで2次元まで削減
3. PCAで2次元まで削減(累積寄与率 55%)

## 実験結果

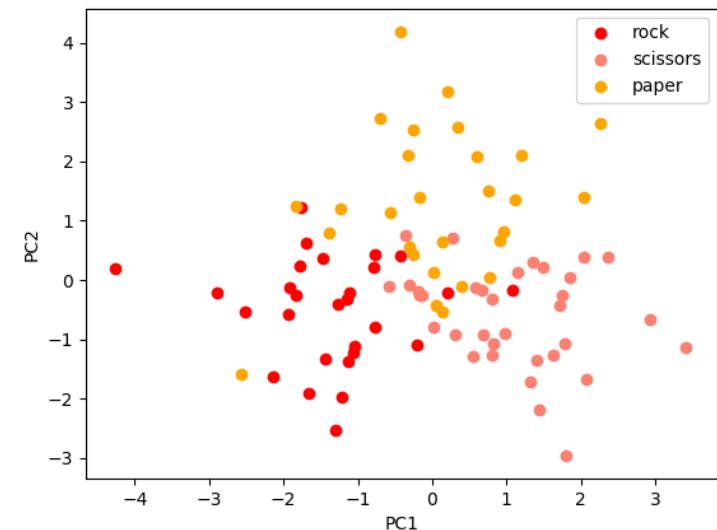
### 勝率

	PCA (45 次元)	PCA+LDA	PCA(2 次元)
1 セット目	53 %	60 %	33 %
2 セット目	33 %	47 %	20 %
3 セット目	47 %	53 %	47 %
平均	44 %	53 %	33 %

## PCA



## PCA+LDA



# SVMとの比較

## ランダムフォレスト

	PCA (45 次元)	PCA+LDA	PCA(2 次元)
1 セット目	53 %	60 %	33 %
2 セット目	33 %	47 %	20 %
3 セット目	47 %	53 %	47 %
平均	44 %	53 %	33 %

## SVM

	PCA (45 次元)	PCA+LDA	PCA(2 次元)
1 セット目	33 %	53 %	33 %
2 セット目	53 %	33 %	47 %
3 セット目	33 %	40 %	27 %
平均	40 %	43 %	36 %

# まとめと考察

## 精度の向上

### 脳波からのアプローチ

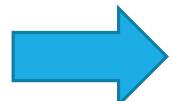
- ・ノイズ除去  
　　ドライタイプのウェアラブル脳波計を利用したので多くのノイズが混入しているため
- ・事象関連電位  
　　脳波の特徴を際立てせて分類を行いやすくする

### 分析からのアプローチ

- ・他の適用手法  
　　MDSやLLEなどの次元削減法や深層学習でのクラスタリングなど

### PCA+LDAの精度が最も高かったのは

LDAは教師ありのため分類を行う上での次元削減は高性能  
しかし、高次元で相関の高い成分が含まれているとうまく次元削減できない



PCAの直交化により、相関の高い成分を削除したことが効果的であったと考えられる

他の信号処理にも同様の処理で適用できるか検証する必要がある