

符号変調視覚誘発電位の ニューラルデコーディングと 脳コンピュータインターフェースへの応用

電気通信大学

大学院 情報理工学研究科 情報・通信工学専攻

佐藤純一・鷺沢嘉一

国立大学法人

電気通信大学

Outline

- BCIについて
- c-VEP BCI
- 従来手法 空間フィルタ
- 提案手法 ニューラルデコーディング
- 実験結果
- 考察とまとめ

BCI : Brain Computer Interface

脳信号でコンピュータを操作

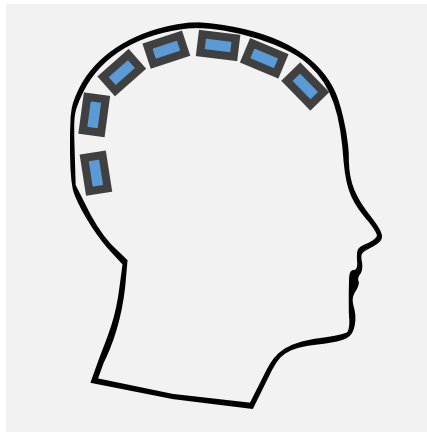
- 操作に身体運動の必要が無い
- 重度の運動機能障害を持つ人のコミュニケーションツール

本研究

脳信号による文字入力装置(Speller)



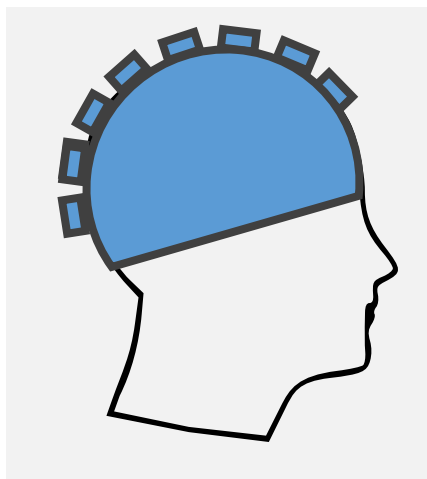
脳信号の計測方法



侵襲式

- 開頭して計測器具を直接設置
- ノイズ 小
- 身体への負担 大

ECoG, Single unit recording



非侵襲

- 開頭なしで計測
- ノイズ 大
- 身体への負担 小

EEG, MEG, f-MRI

本研究では脳波計(EEG)を利用

脳波の種類

運動想起によるBCI

- 事象関連脱同期
 - 運動をイメージ
 - 車いすの操作等に応用

刺激を利用したBCI

- 聴性定常状態誘発反応
- 事象関連電位
 - P300
 - 様々な提示刺激（視覚, 聴覚, 触覚）で発生
- 視覚誘発電位 VEP

視覚誘発電位：VEP (Visual Evoked Potential)

視覚誘発電位

- 光刺激(明滅画像)を見た際に誘発される
- VEPを利用したBCIは効率や安定性に優れる

変調方式

- t-VEP：時間変調
- f-VEP：周波数変調
- c-VEP：符号変調

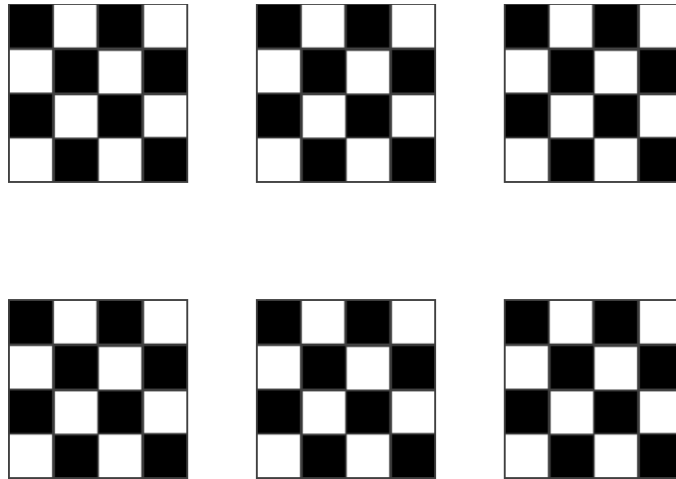
t-VEP : 時間変調

- 明滅の時間差を利用
- ある時刻に点滅している文字は1つ

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	0	1	2	3

f-VEP : 周波数変調

- ターゲット間で異なる周波数を割り当てる
- 事前トレーニングが不要
- 周波数によってf-VEPの強度が異なる
- コマンド数がモニターのリフレッシュレートで制限



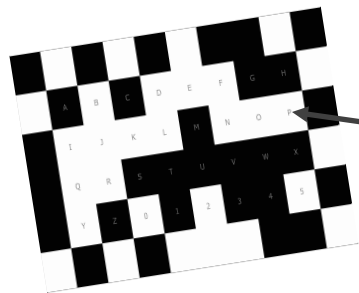
c-VEP : 符号変調

- 擬似雑音(PN: Pseudo Noise)系列で符号変調
- ターゲット間に強度の違いがない
- コマンド数の制約がない
- t-VEP, f-VEPに比べ高い情報転送量

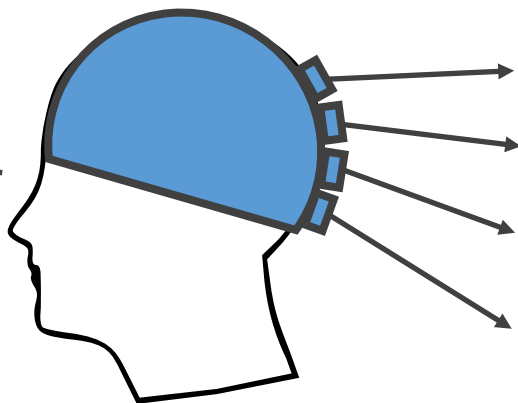
A	B	C	D	E	F	G	H
I	J	K	L	M	N	O	P
Q	R	S	T	U	V	W	X
Y	Z	0	1	2	3	4	5

c-VEP BCIの流れ

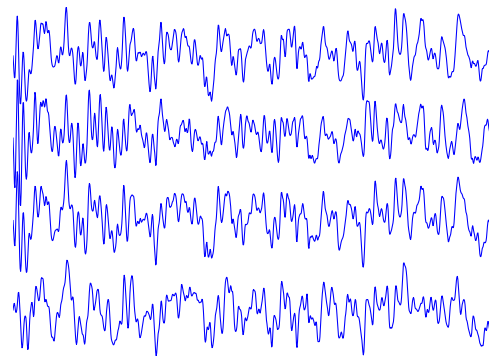
1 刺激提示



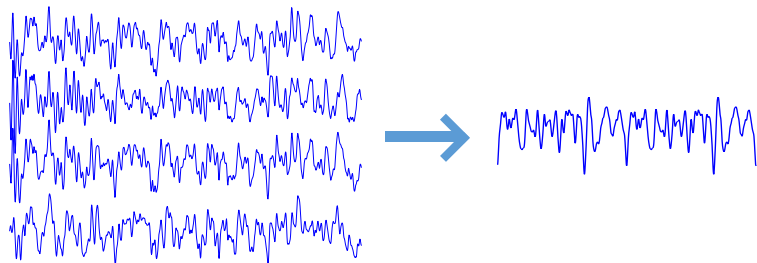
2 注視



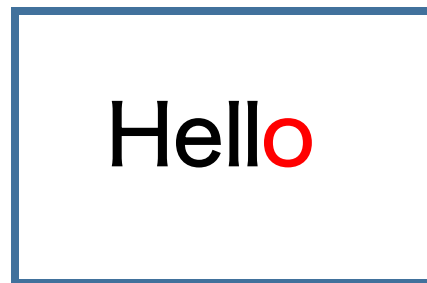
3 脳信号



4 空間フィルタ



5 テンプレートマッチング



c-VEP : 視覚刺激の作成

M系列

- PN系列の一つ
- 低い自己相関

巡回シフト

- 各文字にM系列の巡回シフト
- 1文字のトレーニングのみでよい

刺激提示

- 1を黒画像, 0を白画像で対応づけ

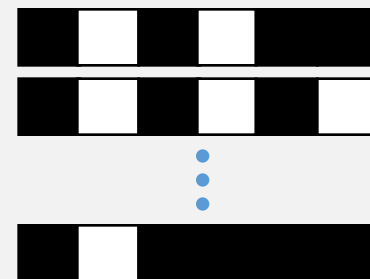
PN系列
10101111110 ...

A : **10101111110 ...**

B : **10101011111 ...**

⋮

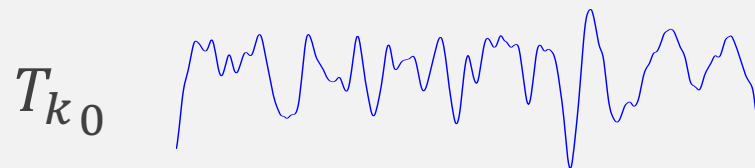
Z : **10111111000 ...**



識別手法：テンプレートマッチング

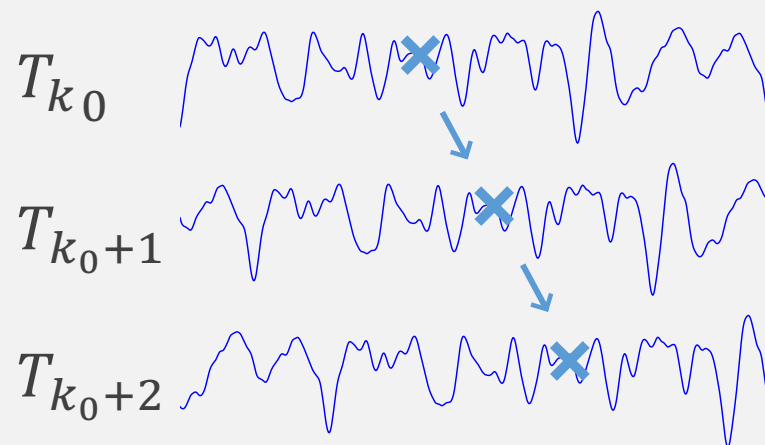
トレーニング

- 1 任意の1文字を注視
テンプレートを取得



- 2 巡回シフトで
全テンプレートを生成

各ターゲット刺激は同じ
M系列から生成

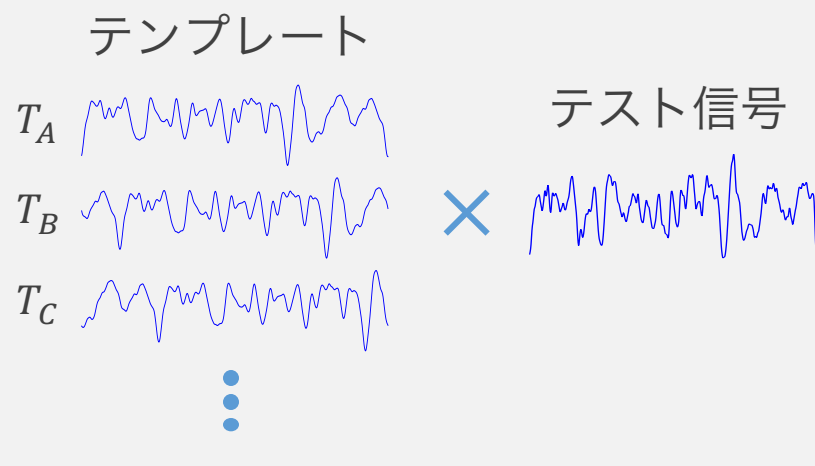


識別手法：テンプレートマッチング

識別

1

テンプレートとテスト信号の相関係数を計算



2

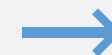
相関が最大のテンプレートを注視文字と推定

$$\rho_1 = 0.76$$

$$\rho_2 = 0.45$$

$$\rho_3 = 0.32$$

\vdots



注視文字
“ T_1 ”

空間フィルタ

多チャンネル信号を統一的に扱う

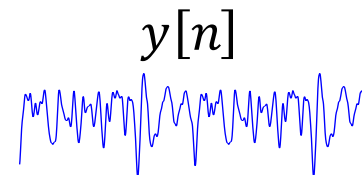
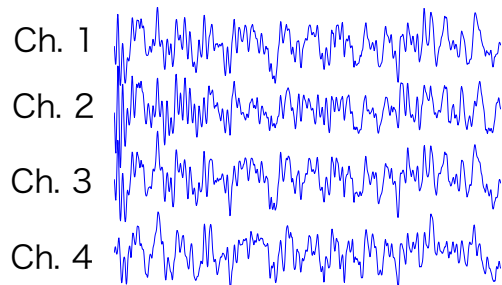
- ノイズの除去
- 次元削減により過学習を抑える

$$y[t] = \sum_{i=1}^I w_i x_i[t]$$

$x_i[n]$: i チャンネル脳信号

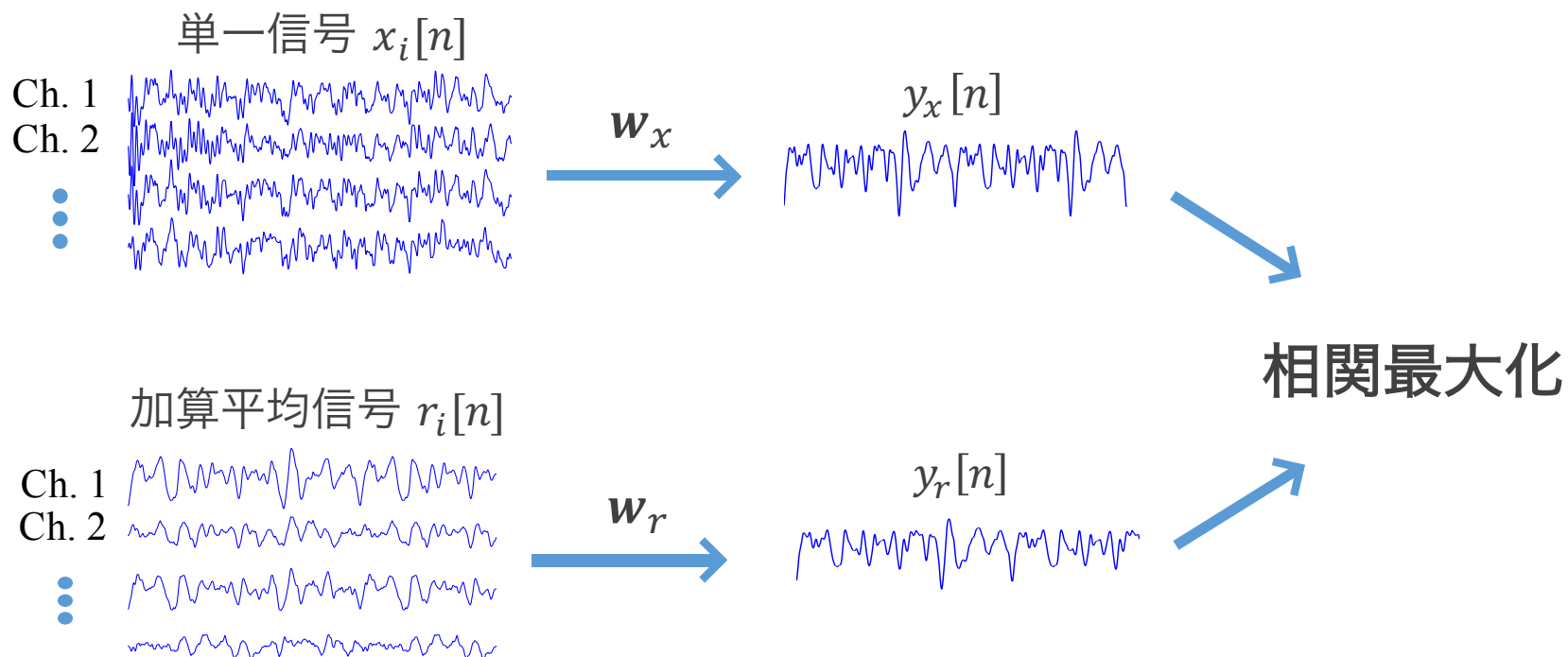
w_i : i チャンネルフィルタ重み

重み w_i を求める



従来手法：CCA空間フィルタ

- 単一信号と加算平均信号の重み付き線形和の相関最大化
- \mathbf{w}_x を空間フィルタの重みとする



従来手法 CCA空間フィルタの問題点

問題点

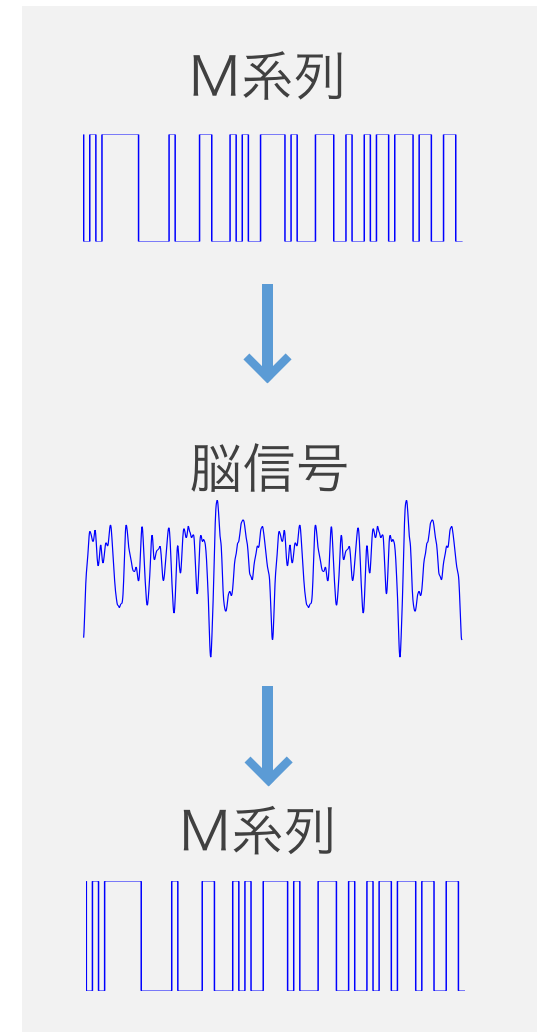
- 重みを訓練データと加算平均信号で決定
- より良い目標信号の設定が可能
 - 平均信号はPN系列の性質を持つ保証がない
- チャンネル間に遅延がある場合がある

改善策

1. M系列を用いた最適化
2. 遅延を補正する時空間フィルタを設計

提案手法 ニューラルデコーディング

- 脳信号から提示刺激を復元する
- 脳信号をM系列に変換する
 - 目標信号 (target) にM系列を用いて最適化
- フィルタの出力信号がM系列の性質を持つ
 - 低い自己相関
 - テンプレートマッチングの性能向上
 - 目標信号が全ての被験者で同じ



時空間逆フィルタ

- M系列の刺激が N_τ サンプルに影響すると仮定
- 時空間逆フィルタは以下の式で表される

$$y[n] = \sum_{i=1}^I \sum_{\tau=0}^{N_\tau-1} w_{i,\tau} x_i[n + \tau + \tau_0]$$

τ_0 : 誘発までの遅延

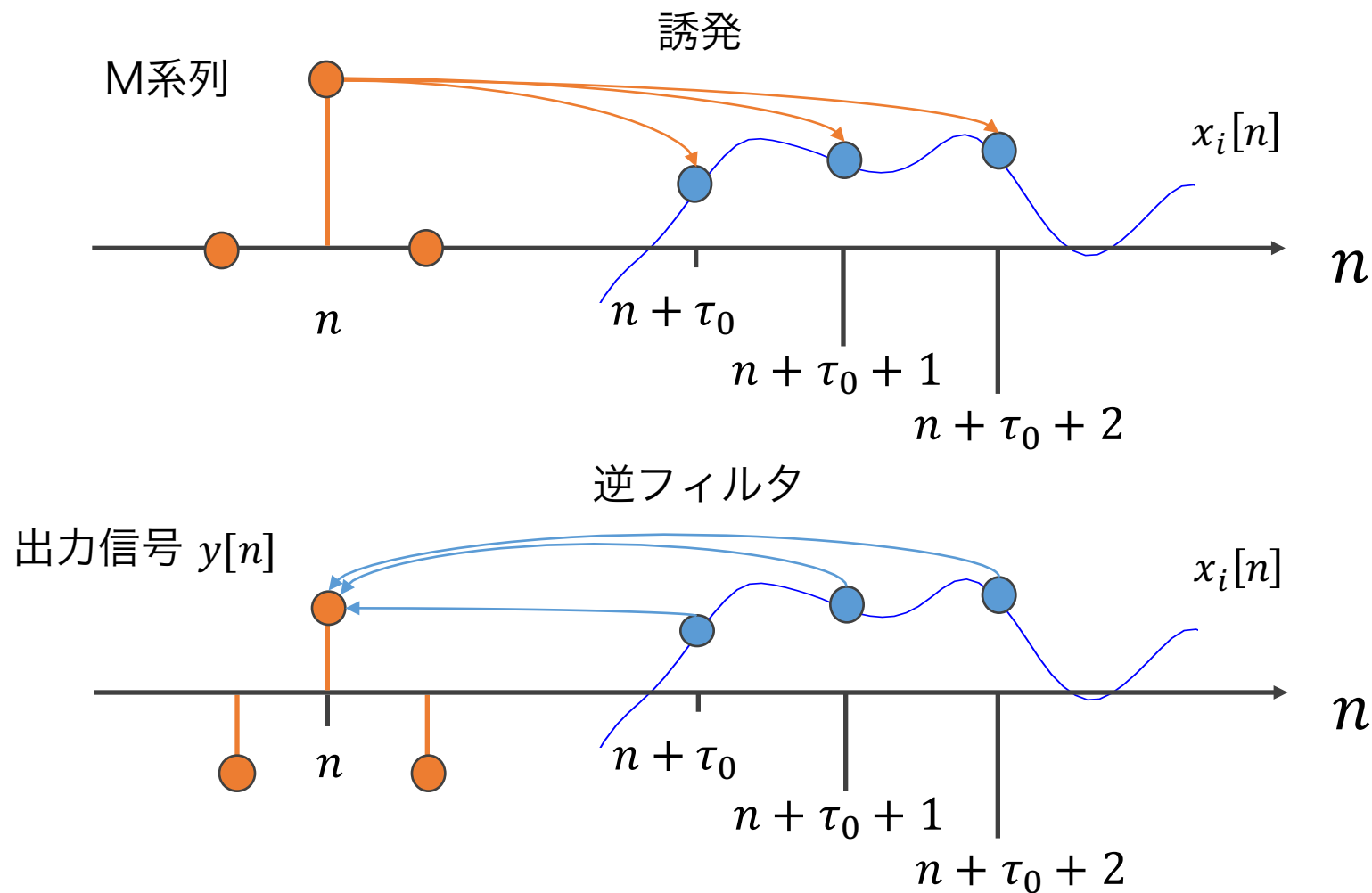
$w_{i,\tau}$: 時空間フィルタの重み

- 2乗誤差を最小化して重み $w_{i,\tau}$ を決定

$$\min \sum_{n=0}^{N-1} (y[n] - s[n])^2$$

$s[n]$: 中心化したM系列

時空間逆フィルタ



線形逆フィルタ : lasso

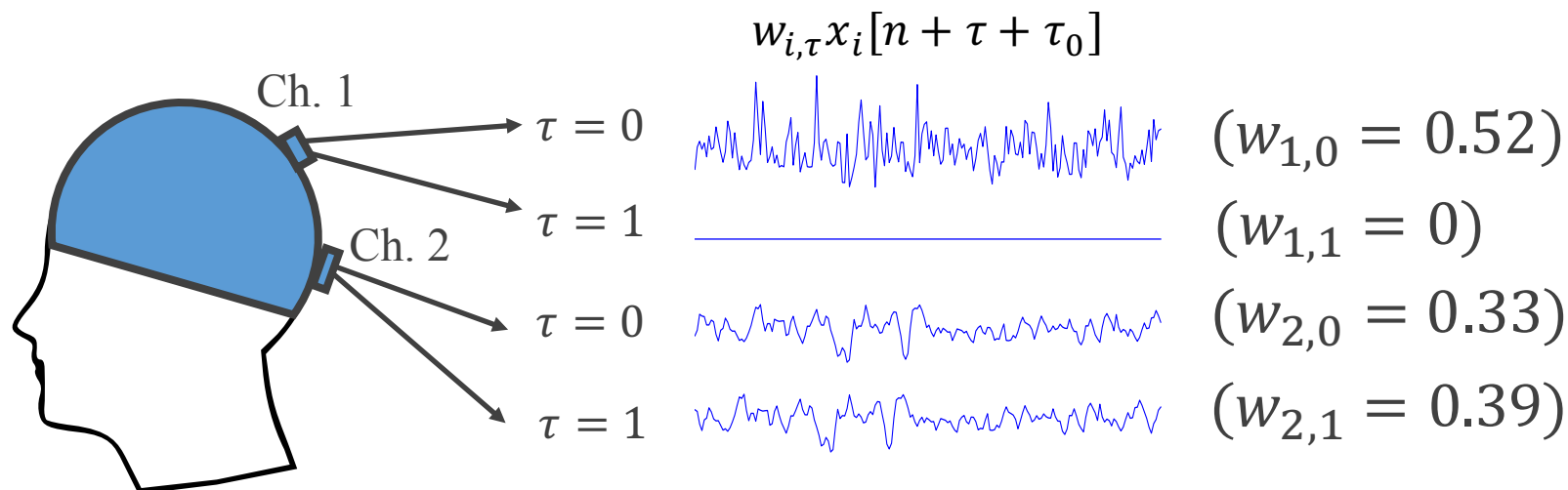
不要なチャンネルが存在する場合

- 視覚野以外の部位
- 接触が悪いとき

チャンネル間の遅延度が異なる場合

- 必要なフィルタ次数が異なる

重みを0にする



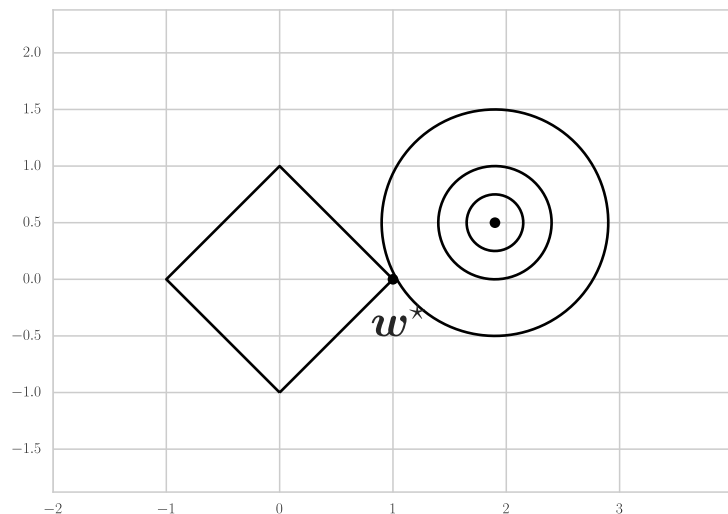
線形逆フィルタ : lasso

l_1 ノルム正則化 lasso

- スパースモデル

$$\min \sum_{n=0}^{N-1} (y[n] - s[n])^2 + \alpha \sum_{i=1}^I \sum_{\tau=0}^{N_{\tau}-1} |w_{i,\tau}|$$

$\alpha > 0$: 正則化係数



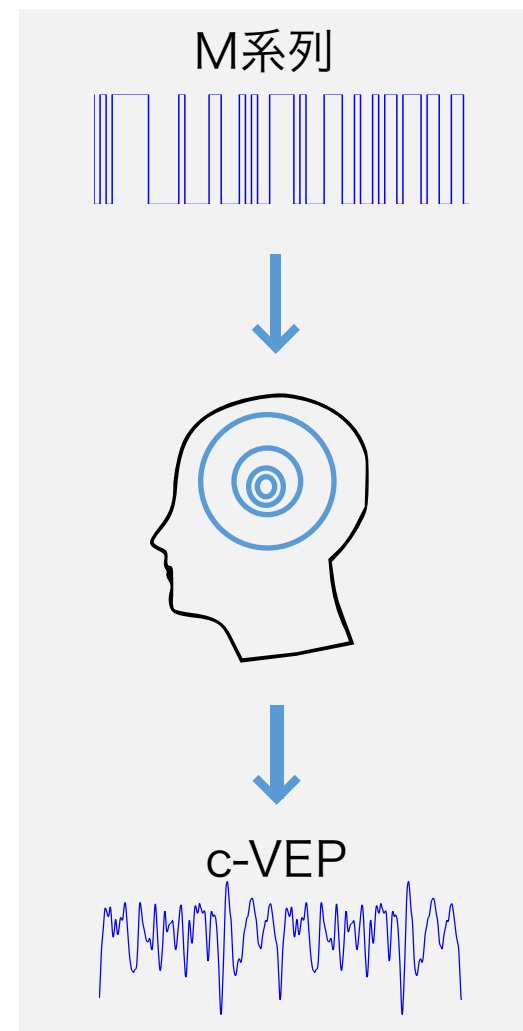
非線形逆フィルタ

線形モデルの表現力の限界

- c-VEPは視覚から脳内を通過して発生
- 2値関数に近づける必要がある

非線形モデルで逆フィルタを設計

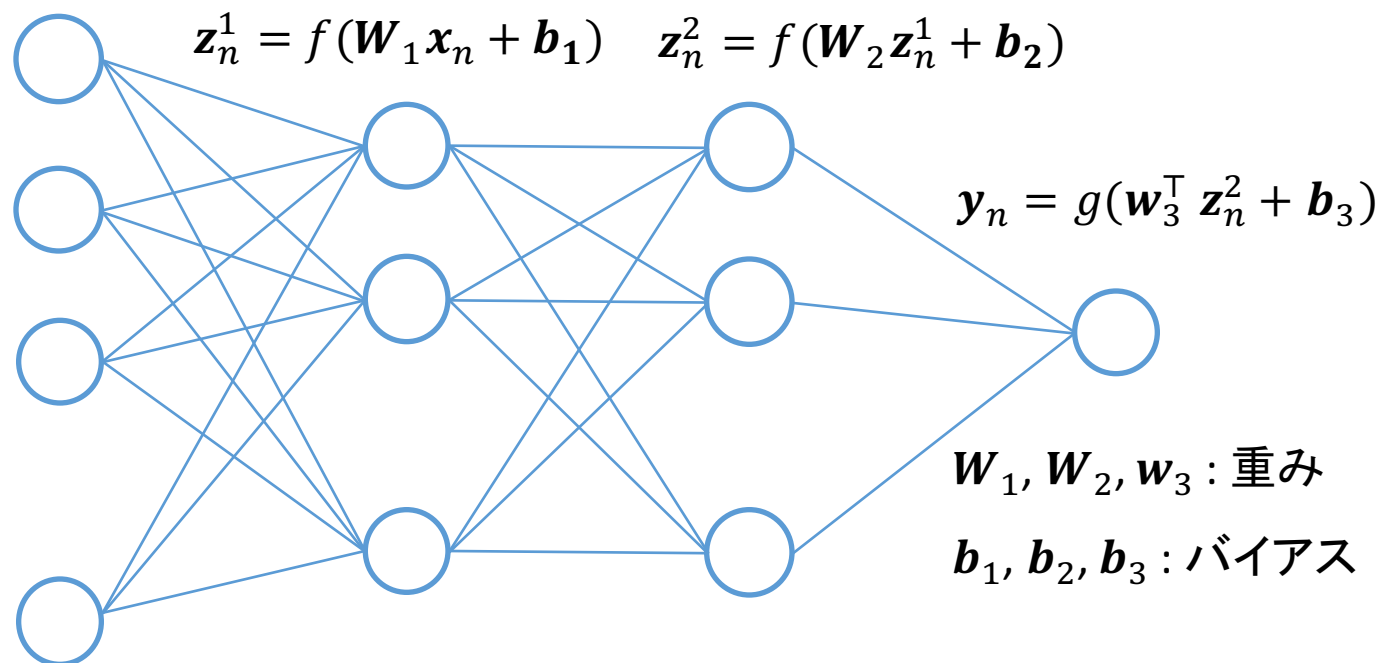
- 線形モデルと同じように
 $x_i[n + \tau + \tau_0]$ を特徴ベクトルとする
- 任意の関数が表現可能な
ニューラルネットワークを利用



ニューラルネットワーク (NN)

- 非線形の活性化関数 f を利用した非線形モデル
- 予備実験より4層ニューラルネットを用いる

$$\mathbf{x}_n = x_i[n + \tau + \tau_0]$$



NNによる非線形逆フィルタ(1)

- 中間層 : ReLU (Rectified linear function)

$$f(u) = \max(u, 0)$$

- 出力層に双曲線正接関数

- $s[n] \in \{-0.5, +0.5\}$ なので $-1 < \tanh(u) < 1$ を利用

$$g(u) = \tanh(u)$$

すべての中間層でドロップアウトを行う

ドロップアウト : 一定の確率で選んだ中間ノードを無視する

NNによる非線形逆フィルタ(2)

- 目標変数をM系列 $s[n]$ として回帰
- パラメータは2乗誤差最小化によって決定

$$\min_{(W_1, W_2, W_3, b_1, b_2, b_3)} \sum_{n=0}^{N-1} (s[n] - y[n])^2$$

- 確率的勾配降下法を用いて最適化

実験

実験環境

- 20-22歳までの健康な男性5人
- 脳信号とM系列を120Hzでサンプリング
- 180サンプルでトレーニング
- 288 (32文字x9回)サンプルでテスト

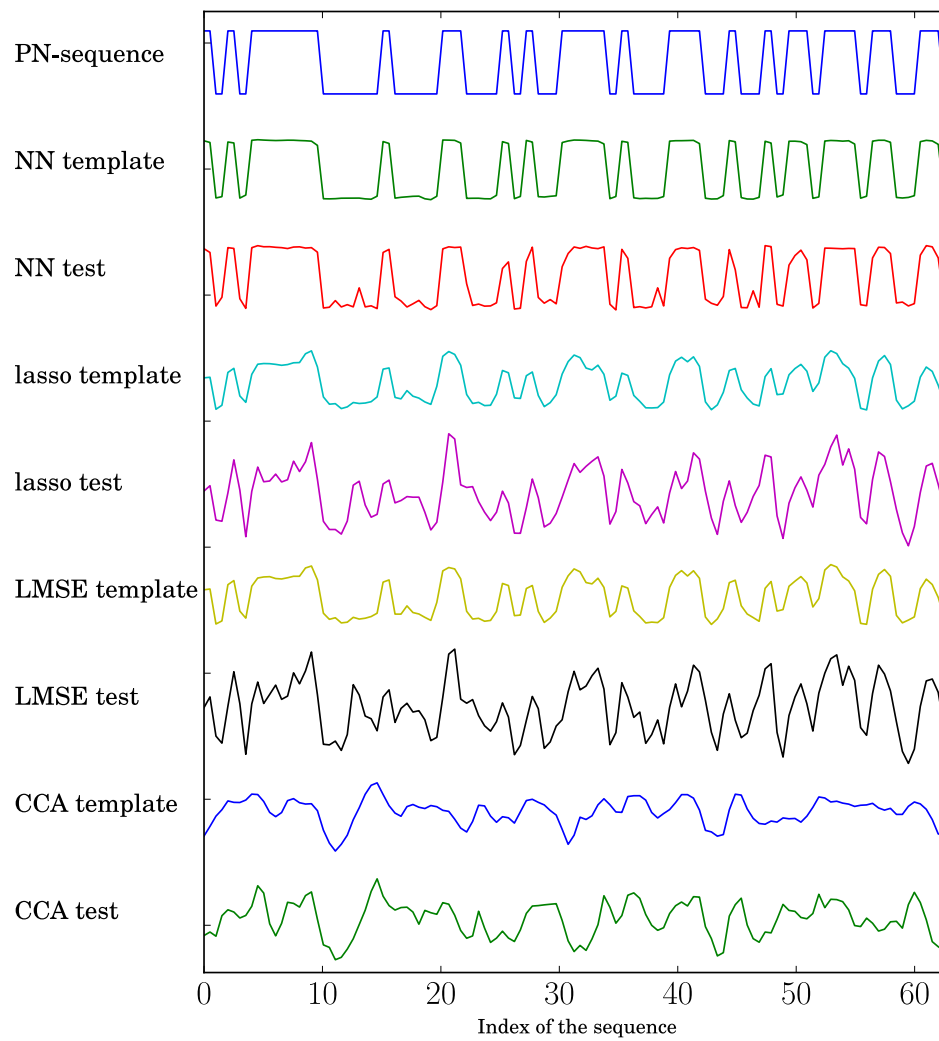
パラメータの決定方法

- 出力信号とM系列の相関係数が最大になるものを選択
 - NNの中間層のノード数, 層の数, 非線形関数
 - Lassoの正則化係数
- 遅延の次数 N_τ = 信号長とし, 誘発までの遅延 $\tau_0 = 0$ と固定

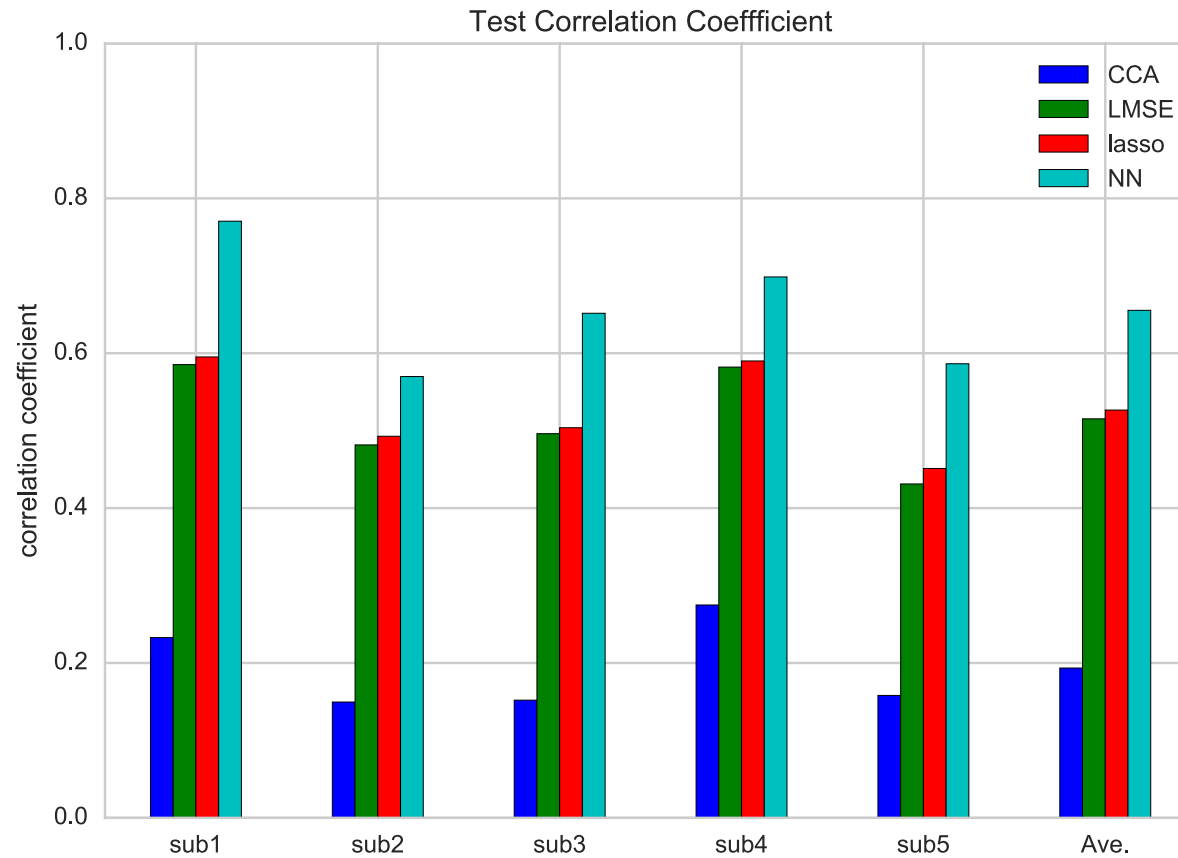
比較手法

1. 従来 : CCA
2. 提案 : 線形逆フィルタ (LMSE)
3. 提案 : 線形逆フィルタ (lasso)
4. 提案 : 非線形逆フィルタ (NN)

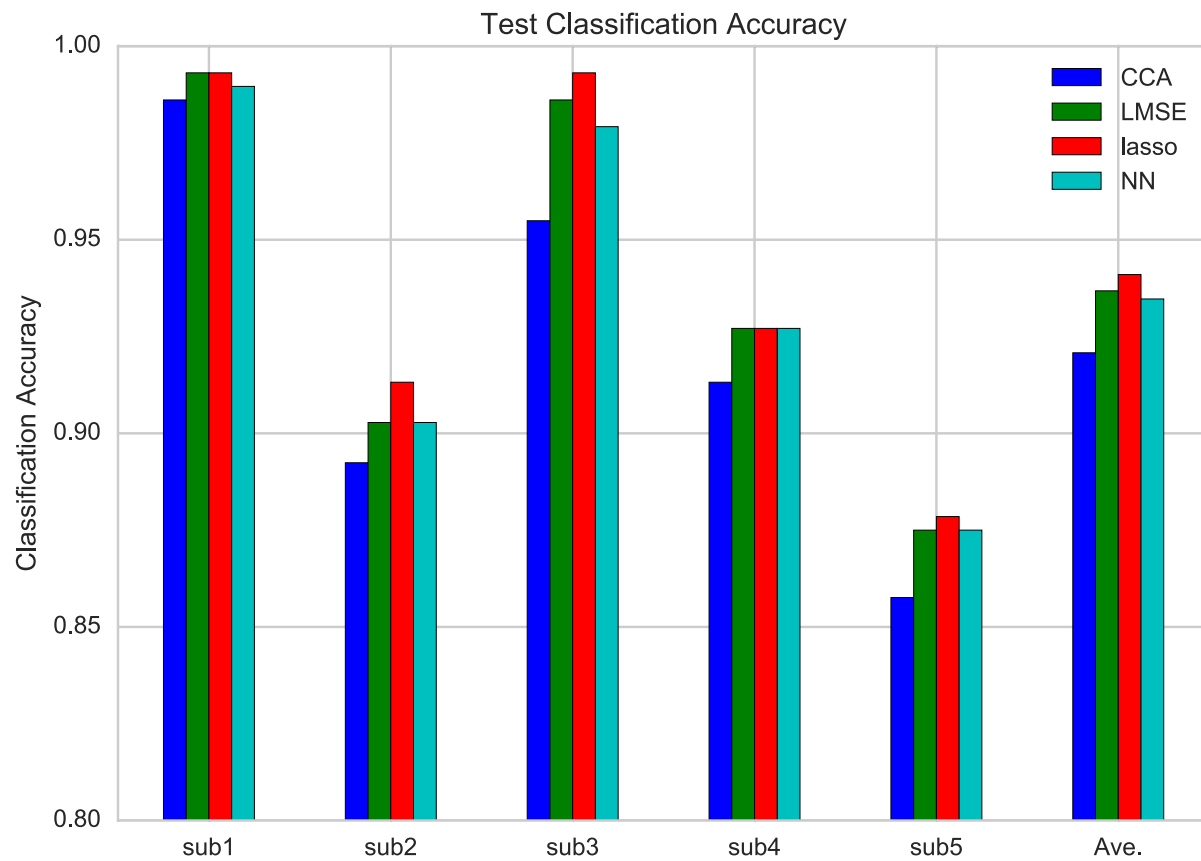
デコード結果



復元性能：PN系列とテスト信号の相関係数

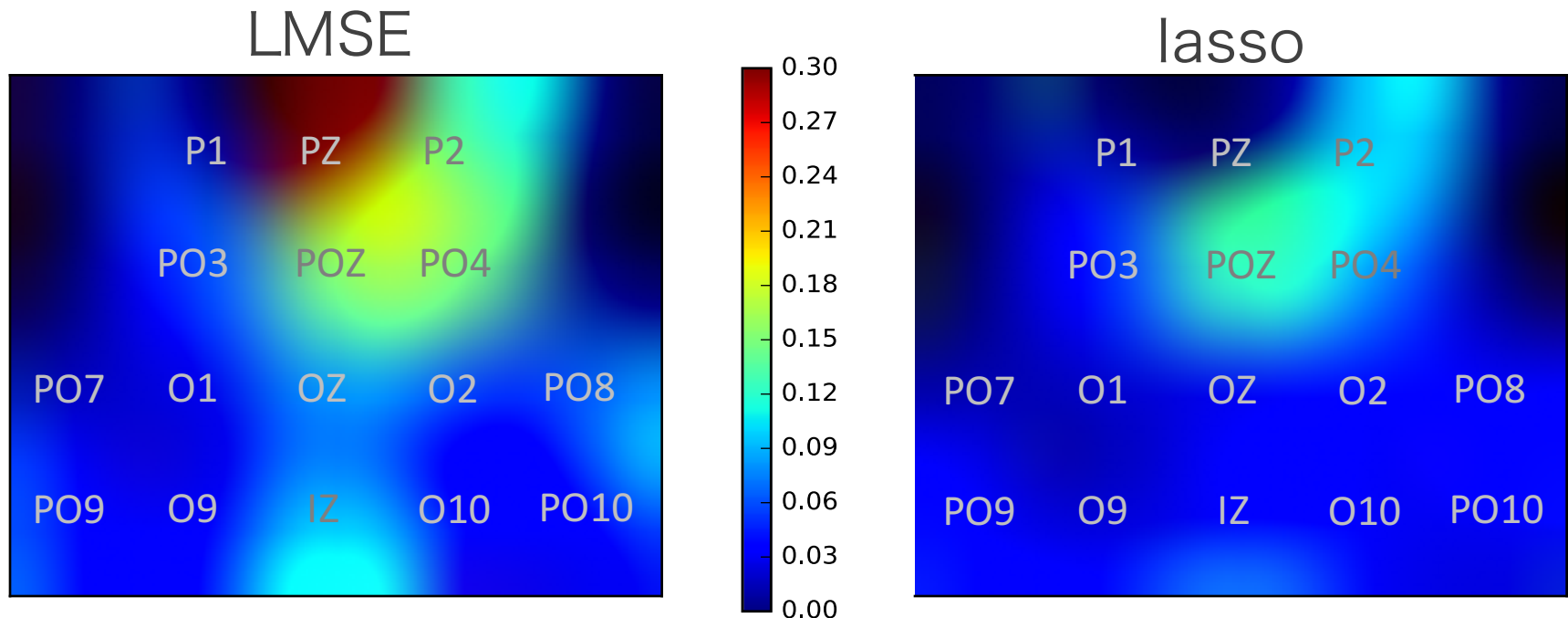


文字入力の精度：識別率



チャンネルのスパース性

- チャンネル重みの時間方向の l_2 ノルムを比較
- 値が大きいほどチャンネルが寄与している
- “PZ”はLMSEで大きく, lassoは小さい



結果と考察

結果

手法	モデル	目標信号	遅延耐性	スパース性	復元	識別
CCA (従来)	線形	脳信号	×	×	×	△
LMSE	線形	M系列	○	×	○	○
lasso	線形	M系列	○	○	○	◎
NN	非線形	M系列	○	×	◎	○

考察

- デコードの性能改善は必ずしも識別率向上に結びつかない
- 遅延の次数 N_τ , 誘発までの遅延 τ_0 のパラメータチューニングが可能

まとめと今後の課題

まとめ

- 線形, 非線形の逆フィルタの提案
 - 線形モデル (LMSE, lasso)
 - 非線形モデル (ニューラルネットワーク)
- 提案法は従来CCAより高い識別率, PN系列との高い相関

今後の課題

- M系列以外のPN系列にニューラルデコーディングを適用
- パラメータの自動決定