

脳情報学5: ブレインネットワークインターフェース

川人光男

ATR脳情報研究所

ブレイン・マシン・ インターフェース

脳の感覚・中枢・運動機能を電気的人工回路で
補綴・再建・増進



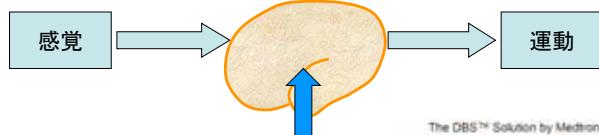
人工感覚型BMI

- 人工内耳 コクレア社(オーストラリア)
- 人工網膜
- 人工視覚 ドーベル研究所(ポルトガル)



ブレイン・マシン・ インターフェース

脳の感覚・中板・運動機能を電気的人工回路で
補綴・再建・増進



中枢介入型BMI

- 脳深部刺激 メドトロニック社(米国)

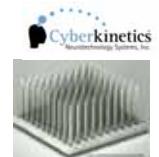


ブレイン・マシン・インターフェースとは何か

脳の感覚・中枢・運動機能を電気的人工回路で
補綴・再建・増進



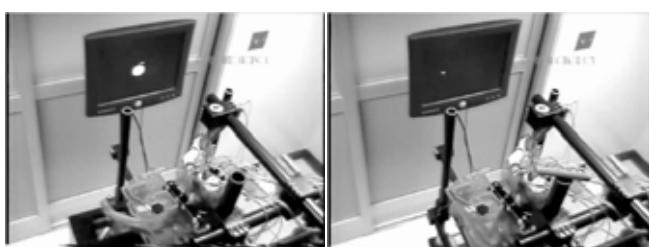
- 半導体多重電極(サイバーキネティクス社 米国)
- 皮質脳波-ECoG(脳プロ主要成果その1)
(阪大脳外、東大工、ATR)
- 脳波と近赤外光の組み合わせ
(Honda, ATR, 島津製作所)



ブレイン・マシン・インターフェース サルニューロン記録

腕を使ったカーソル追跡

脳に埋め込んだ電極から得られる
神経活動でカーソル追跡



遠隔地の多自由度ロボットの制御にも成功

Miguel Nicolelis Duke University

脳に埋め込んだ多重電極による ブレイン・マシン・インターフェース

大脳皮質上に埋め込まれた電極で
神経細胞の活動を計測



カーソルを左上に
動かすように念じる

ブラウン大学ドナヒュー: 首から下が麻痺した被験者(C4レベル脊損患者)に対して、世界で初めてBMIの慢性臨床試験を開始した。

J. Donoghue, Nature Neuroscience 2002; Human implant 2004; Nature 2006

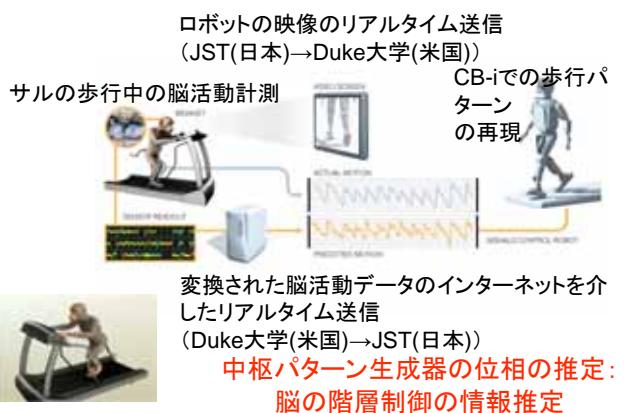
計算脳プロジェクトの報道発表

サルの大脳皮質のニューロン活動情報をネットワークを介して伝送
(米国～日本間)し、リアルタイムでヒューマノイドロボットを歩かせる
(Cheng・森本・川人,Nicolelis)



Cheng G, Fitzsimmons N, Morimoto J, Lebedev M, Kawato M, Nicolelis M: Bipedal locomotion with a humanoid robot controlled by cortical ensemble activity, Society for Neuroscience 37th Annual Meeting, 517.22 (2007)

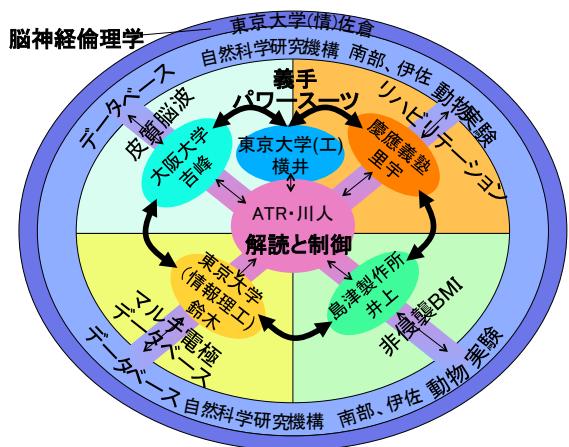
脳の歩行制御メカニズムの理解: サル脳活動によるロボット制御



脳の歩行制御メカニズムの理解: サル脳活動によるロボット制御



脳科学研究戦略推進プログラム課題Aの体制



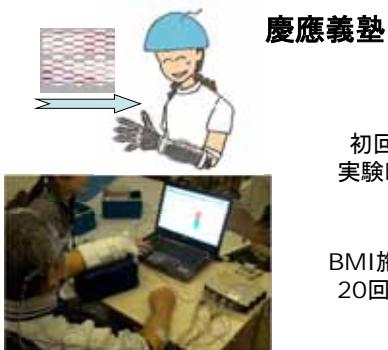
皮質脳波(ECoG)によるBMI(阪大脳外、東大工、ATR)

脳プロの成果



Yoshimine T, Hirata M, Yanagisawa T, Goto T, Saitoh Y, Kishima H, Kamitani Y, Fukuma R.: ECoG-based Brain-Machine Interface. The 32nd Annual Meeting of the Japan Neuroscience Society, Nagoya, 2009.

脳プロ成果 麻痺側のBMI制御を繰り返すと、 ニューロリハビリテーション効果が発現



Kawashima K, Shindo K, Ushiba J, Tomita Y, Masakado Y, Kimura A, Liu M.: EEG-Based Brain Machine Interface induces neurorehabilitative recovery of paretic hand in patients with chronic stroke. The 32nd Annual

侵襲型と非侵襲BMI

侵襲型

- ・高時間空間分解能
- ・ニューロン活動
- ・高性能

非侵襲型

- ・低SN
 - ・脳波、近赤外光計測、脳磁図、fMRI
 - ・低い性能
 - ・過度なユーザ訓練
- ATRの新しい視点**
- ・多点観測、機械学習
 - ・高性能
 - ・自然な脳活動
 - ・ユーザ訓練なし

BMI成功の3要素

1. 神経科学の知識

- 運動野
- ニューロン発火頻度
- ポピュレーション符号化

2. 機械学習(脳情報解読)

- 脳活動から情報(運動、画像等)へのマップ
- ニューラルネット、SVM, SLR, SR等

3. ユーザ訓練(シナプス可塑性)

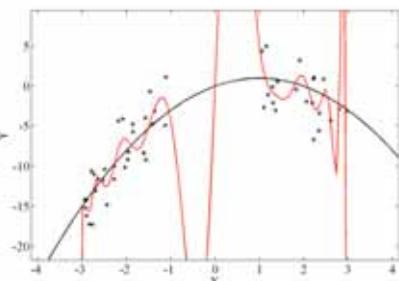
超多次元の特徴量ベクトルから スペースBayes推定で次元を絞り込む

- ・機械学習(脳情報解読)の難しさは、訓練データ量が少ないにもかかわらず、脳活動から得られる特徴ベクトルの次元は巨大であること
- ・汎化の難しい問題では、オーバーフィッティング
- ・伝統的な赤池の情報量などの手法は、非階層、非線形モデルで、組み合わせ爆発が起きる脳情報解読では使えない
- ・2001年頃から、様々な手法を開発
- ・自動的特徴量絞り込みと計算神経科学の組み合わせ

例: 2000点の脳内格子点電流を、1ミリ秒ごとに推定し、各時点で100個の周波数毎のパワーを計算して、1秒間の情報解読に使うとすると特徴ベクトルの次元は**2億**

最尤推定(20次関数モデル)

過学習: 学習に用いたデータに強く依存した推定
未知のデータに対する汎化性能が悪い



不良設定問題

少ないデータを使って非常に多くのパラメタを推定

• 最尤推定(最小二乗推定)

- データにもっとも当てはまりの良いパラメタを見つける
- 過学習: 少ないデータを使って多くのパラメタを推定する場合、学習に用いたデータに強く依存した推定結果が得られ汎化性能が悪い

• スペース推定: 有効な特徴量の抽出

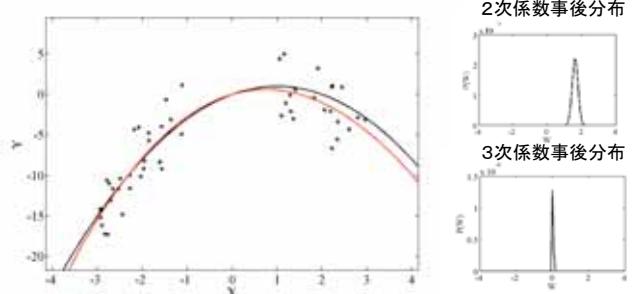
- 少ないデータから得られたモデルパラメタを用いて未知のデータに対する予測汎化性を高めるためには、真に有効なパラメタのみを抽出し、信頼度の低いパラメタは削除することが望ましい

スペース推定(20次関数モデル)

- ・パラメタ W_n の推定の拡がりをコントロールする a_n を確率変数と見なし、各パラメタ毎にデータから推定する

事前分布 事後分布

$$P(W_n) = \sqrt{\frac{a_n}{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} a_n \times W_n^2\right) \quad P(W_n) = \sqrt{\frac{a_n}{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} a_n \times (W_n - \mu)^2\right)$$



BMI用の様々なスパース推定アルゴリズムを 脳科学研究戦略推進プログラムにおいて公開

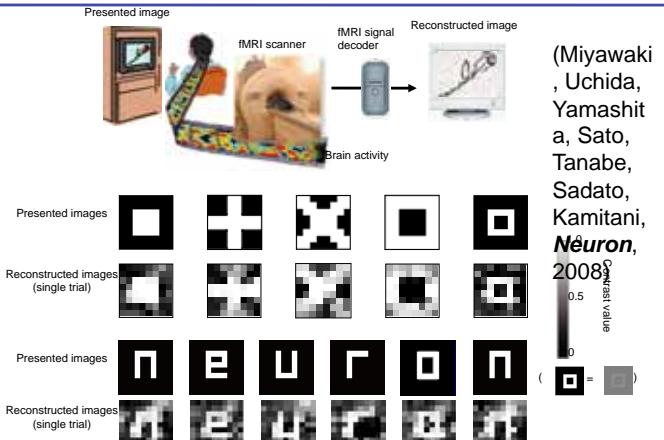
- Ting J, D'Souza A, Yamamoto K, Yoshioka T, Hoffman D, Kakei S, Sergio L, Kalaska J, Kawato M, Strick P, Schaal S: Predicting EMG Data from M1 Neurons with Variational Bayesian Least Squares, In: Weiss Y, Schölkopf B, Platt J (eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 18*, Cambridge, MA: MIT Press, pp.1361-1368 (2005).
- Ting JA, D'Souza A, Yamamoto K, Yoshioka T, Hoffman D, Kakei S, Sergio L, Kalaska J, Kawato M, Strick P, Schaal S: Variational Bayesian least squares: An application to brain-machine interface data. *Neural Networks*, **21**(8), 1112-1131 (2008)
- Yamashita O, Sato MA, Yoshioka T, Tong F, Kamitani Y: Sparse estimation automatically selects voxels relevant for the decoding of fMRI activity patterns. *NeuroImage*, **42**(4), 1414-1429 (2008).
- Ganesh G, Burdel E, Haruno M, Kawato M: Sparse linear regression for reconstructing muscle activity from human cortical fMRI. *NeuroImage*, **42**(4), 1463-1472 (2008)
- Nambu I, Osu R, Sato M, Ando S, Kawato M, Naito E: Single-trial reconstruction of finger-pinch forces from human motor-cortical activations measured by near-infrared spectroscopy (NIRS). *NeuroImage*, **47**, 628-637 (2009)

Ting	Brute & SR	Neuron	Regression
Yamashita	SLR	fMRI	Classification
Ganesh	LASSO	fMRI	Regression
Toda	SR	MEG & fMRI (VB)	Regression
Nambu	Brute & SR	NIRS	Regression
Okabe	SLR	EEG & fMRI (VB)	Classification

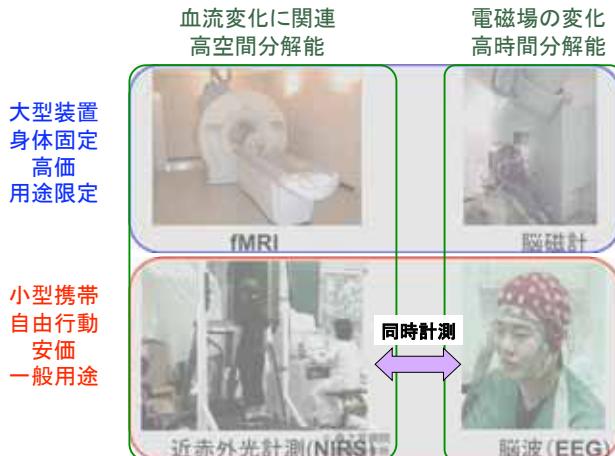


The screenshot shows a search results page for a study titled 'Sparse estimation automatically selects voxels relevant for the decoding of fMRI activity patterns'. It includes details like authors, journal, and abstract. At the bottom, there's a red link: <http://brainprogram.mext.go.jp/database/item.html>.

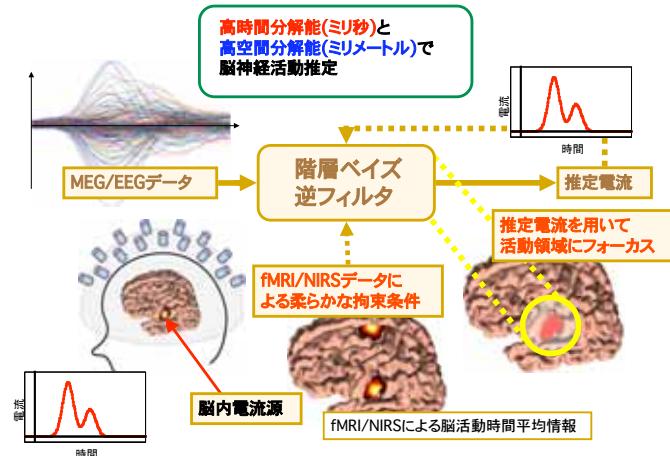
脳プロ成果 視覚像再構成（宮脇、・・・、神谷）



脳を傷つけない4種類の計測法

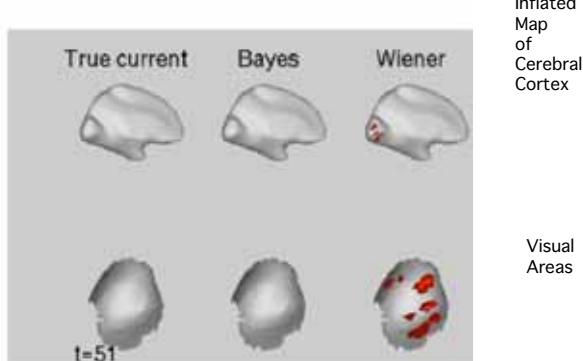


脳内電流源の階層ベイズ推定

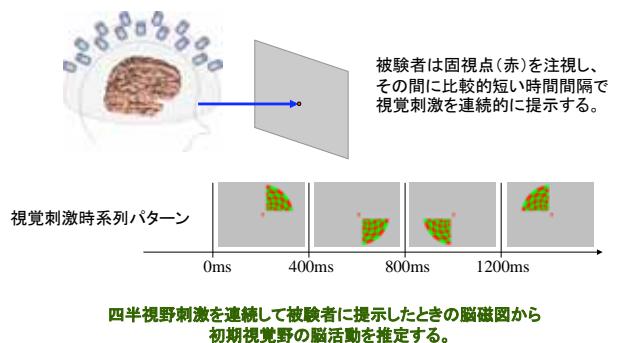


階層変分ベイズ法に基づく脳磁図逆問題

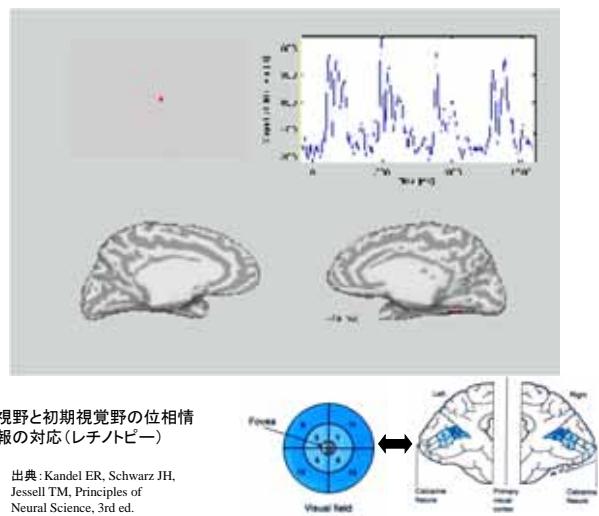
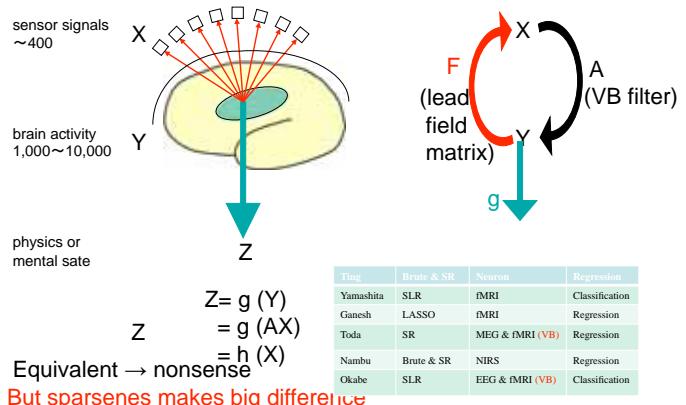
Sato M, Yoshioka T, Kajiwara S, Toyama K, Goda N, Doya K, Kawato M: Hierarchical Bayesian estimation for MEG inverse problem. *NeuroImage*, 23, 806-826 (2004).



視覚実験課題遂行時の高時空間分解能脳活動推定



ブレインネットワークインタフェースの利点 逆問題解法と特徴量絞り込みの組み合わせ



実験タスク(MEG, fMRI実験)



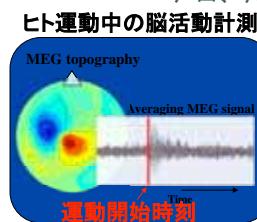
右手首を一定の速度で8方向に運動させる

運動中の手先の位置と脳活動(MEG, fMRI)を記録

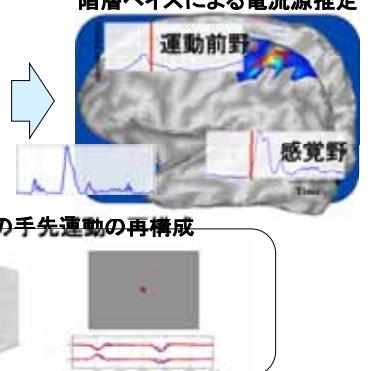
MEGシステム : MEGvision PQ1400R, 208channel, MaxSamplingRate 2kHz

手先運動のvbMEGによる再構成

ヒト運動中の脳活動計測



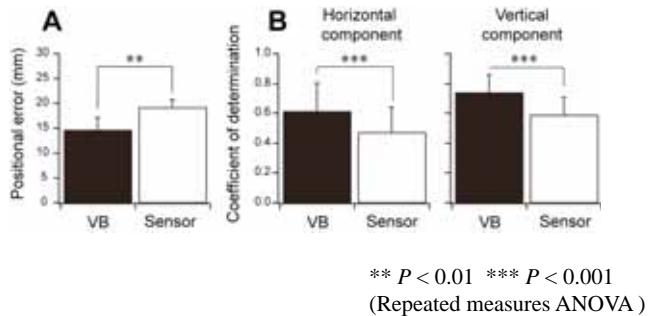
階層ベイズによる電流源推定



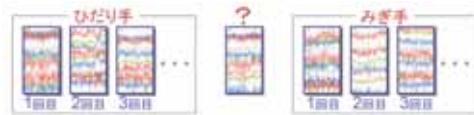
Toda A, Imaizumi H, Sato M, Wada Y, Kawato M: Reconstruction of temporal movement from single-trial non-invasive brain activity: A hierarchical Bayesian method. Proceedings of 14th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2007), WED-4, p.131 (2007)

Accuracy in Reconstruction of Wrist Movements from MEG Brain (VB) vs. Sensor Space

- Statistically significant across subjects ($n = 5$)

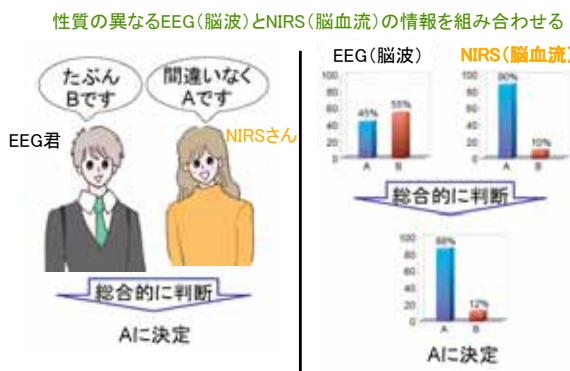


情報抽出(新技術1)



判別に役立つ情報を的確に抽出

EEG-NIRS併用(新技術2)



Ganesh G, Burdet E, Haruno M, Kawato M: Sparse linear regression for reconstructing muscle activity from human cortical fMRI.

NeuroImage, 42(4), 1463-1472 (2008)

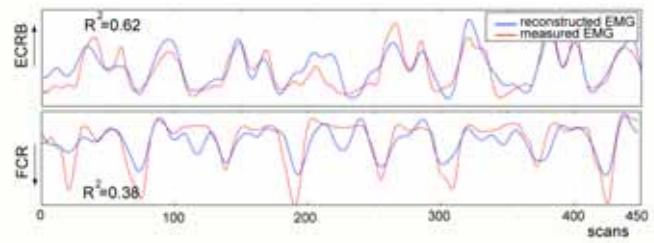


Figure 2: Predicted waveform. The figure shows the actual (red) and reconstructed (blue) EMG waveforms for the two muscles, ECRB (represented by plot above zero) and FCR (represented by negative plot below zero) for subject 2.

Voxels selected for EMG reconstruction by modified LASSO

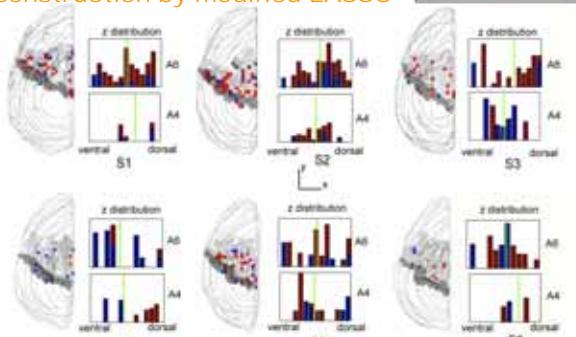


Figure 7: Voxel distribution shown as ghost brain representation of the left cortex for the six subjects. The grey line represents the center of mass of the voxels for each of the 40 steps in steps of 8 mm corresponding to the 13 fMRI slices. Areas 4 (dark grey) and 6 (light grey) corresponding to each subject have been marked on the plots. Voxels representing FCR (red) and ECRB (blue) were found to be distributed throughout areas 4 and 6. Note that the voxel size has been scaled to 1/10 of its original size. The last plot shows the absolute number of voxels. Each bar represent the sum of absolute normalized weights assigned to voxels corresponding to FCR (blue bar) and ECRB (red bar) in one particular slice with the green line representing the center of mass of the distribution.

Voxels correlated with EMG in usual SPM analysis with threshold: different from forward mapping

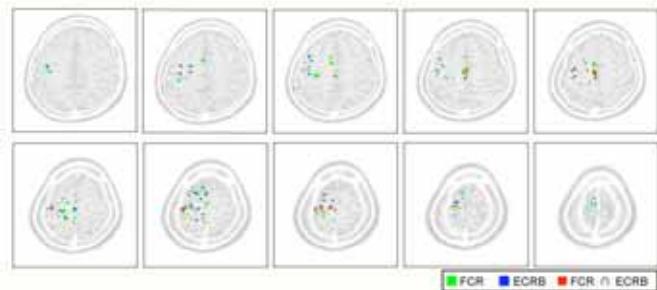
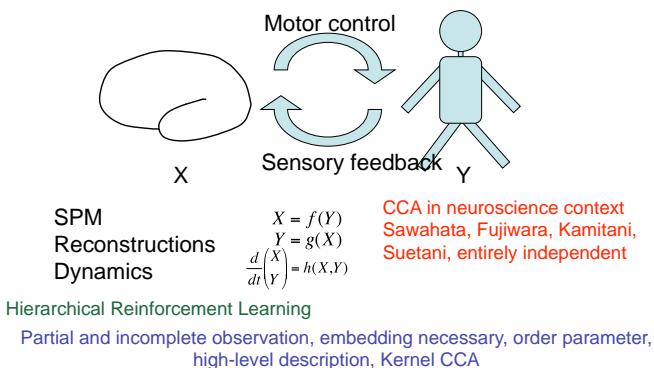


Figure 9: Regression of muscle activity using SPM. The images from the training session of a subject were realigned to the first image of the session and analyzed, without smoothing, using a standard SPM analysis. The voxels with significant activation (absolute normalized weight) (selected by SPM) as regressors. The figure shows the voxels selected by the SPM regression analysis ($p < 0.001$, uncorrected) for only the FCR (green square), ECRB (blue square) and both FCR and ECRB (red square) in the surface slices. The voxels selected for the two muscles overlap significantly with voxels selected for ECRB. The voxels selected for FCR are also included in this threshold. Those of the top 10 and 7 voxels of the top 10 peak ECRB voxels are also selected for FCR.

順方向のマップや逆方向のマップの推定では
不十分で脳の状態と物理・心的世界との
相互ダイナミクスを予測しなければならない

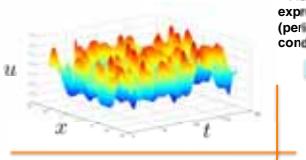


さきがけ脳情報の解読と制御 鹿児島大学 末谷

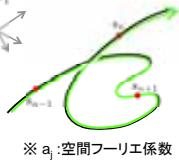
Kuramoto-Sivashinsky Equation

$$\partial_t u = -\partial_x^2 u - \partial_x^4 u - u \partial_x u, \quad x \in [0, L]$$

物理空間でのダイナミクス



ポアンカレ断面上でのダイナミクス



■ 元の座標系でのポアンカレ写像

$$\mathbf{a}_{n+1} = \mathbb{F}(\mathbf{a}_n)$$

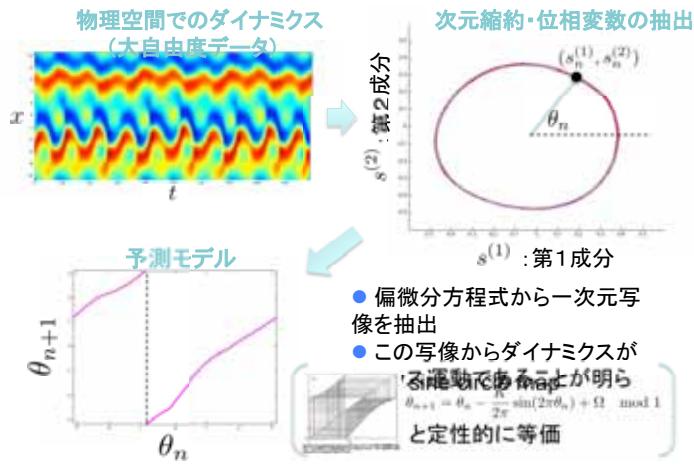
- 冗長すぎる表現
- モデル推定の際の過適合
- 全ての変数を同時に制御することは困難

■ 新しい座標系でのポアンカレ写像

$$s_{n+1} = g(s_n)$$

- カーネル法・多様体学習により大域的な非線形座標系を再構成
- 次元を縮約した予測モデル
→ 汎化性、少数変数による制御

解析例



Towards New Paradigm

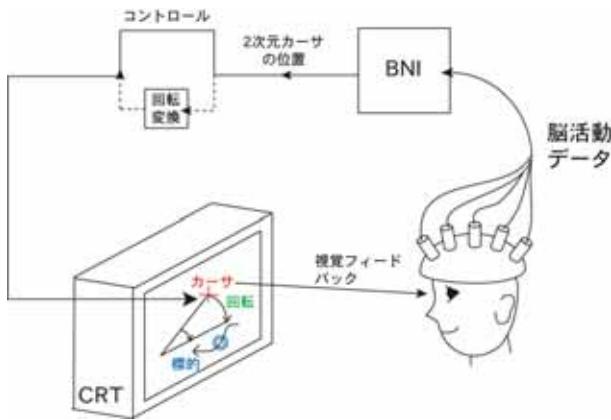
- Conventional approach
- Correlation
- Information not directly manipulated
- Reductionism
- Hypothesis driven
- Hard to bridge different hierarchies
- New direction
- Prediction of whole dynamics of brain, mind and world
- Information manipulated
- Synthesis
- Data driven
- Bridge hierarchies

制御脳科学の新しい流れ

1. 理論と実験データの時間相関を超える新しいパラダイムの必要性
2. 脳からの情報抽出とフィードバック
3. 理論に基づいたフィードバックの操作
4. 抽出された脳情報の変更と、脳全体の活動の変化
5. 理論とデータの因果関係の保証
6. 制御に基づいた理論の展開

推定した脳活動から情報を抽出し、 脳にフィードバックする

- EEG, MEGなどから2次元カーサーの動きを制御できるように訓練する
- ランダムに動く標的の追跡課題
- 脳活動とカーサーの動きの間に任意の変換(例えば回転、ダイナミクス、ノイズ)を挿入
- 学習に伴う脳活動の変化を計測
- 脳活動と課題遂行の因果関係は保証されている
- 情報抽出する脳部位を系統的に検索
- 今水実験のブレイン・ネットワーク・インターフェース版



脳神経科学の応用の波及効果

○成果の実用化による効果

「少子高齢化社会」は、社会に伴う種々の課題（介護・医療・雇用等）を解決し、「少子高齢化社会に与える波及効果が大きい。」
「人為的災害ゼロ社会」は、我々の社会・経済活動全般のリスクを低減し、「経済活動に与える波及効果が大きい。
「感性溢れるユビキタス社会」は、「心地よさ」「自然さ」等の感性を重視したICTを実現し、「感性創造社会に与える波及効果が大きい。」さらにこれらの成果は、「労働生産力の向上、GDPの向上、医療費・介護費の削減、国際競争力の向上等が期待できるものである。

長期的(15~20年後)

