

計算論的神経科学

相関を超えて因果律に迫れるか？

川人光男

ATR脳情報研究所

Discovery Channel

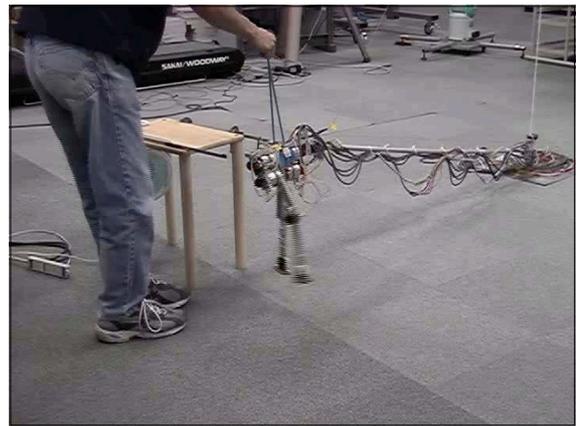


計算論的神経科学

脳の機能を、その機能を脳と同じ方法で実現できる計算機のプログラムあるいは人工的な機械を作れる程度に、深く本質的に理解することを目指すアプローチを計算論的神経科学と呼ぶ。

Biped

人工知能神経科学のイクス

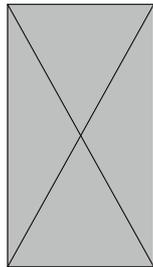


新型ヒューマノイドロボットの開発

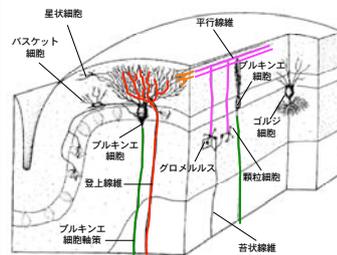
ATR/SARCOS, NICT, CMU-JST-ICORP development

- 人間により近いヒューマノイドロボット(同程度の速さと力)
- 自律型
- 160cm and 60 Kg
- 柔らかい

CB_CPG_Walk

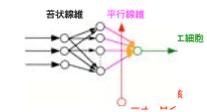


小脳皮質の神経回路・可塑性・理論



Marr-Albus-Ito理論 (~1970)

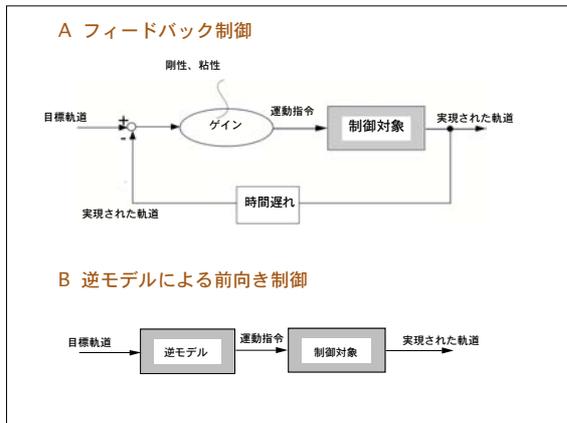
- 登上新線が教師 (誤差信号)
- 平行線維-プルキンエ細胞のシナプス効率が可塑性により変化



長期抑圧・長期増強・RP (1982~)

小脳内部モデル理論 (1984~)

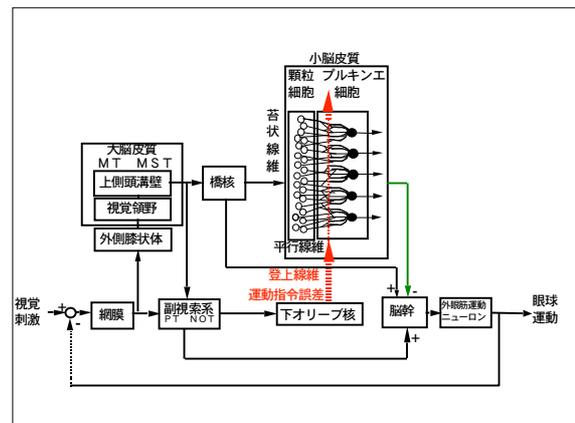
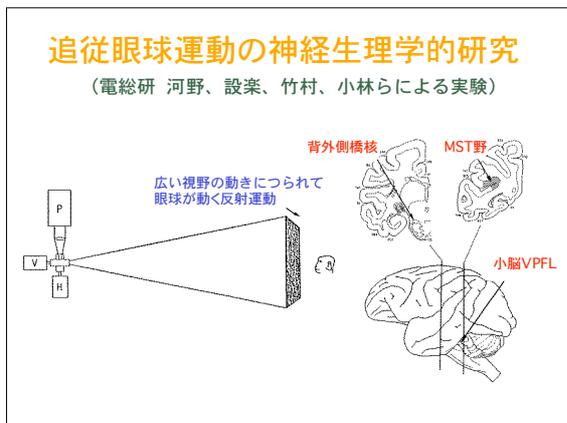
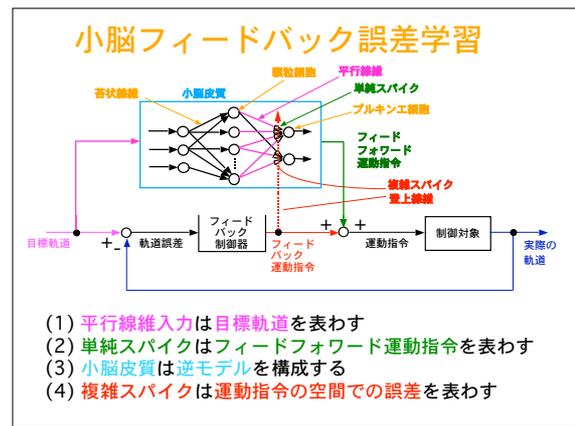
- 小脳皮質は内部モデルを獲得
- 登上新線は運動指令誤差



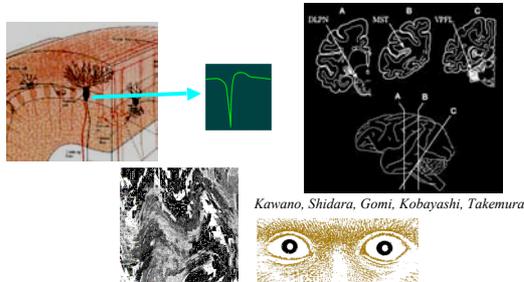
小脳内部モデル理論

- 小脳は入力を変換する神経回路の集まり
- シナプスの伝達効率が変化して異なる変換を学べる
- 学習は教師がいて、誤差を教えてくれる
- 脳の外にある、運動のための身体の一部、道具、他人の脳などのまねをする内部モデルを学ぶ

小脳内部モデルを用いたロボットデモンストラーション

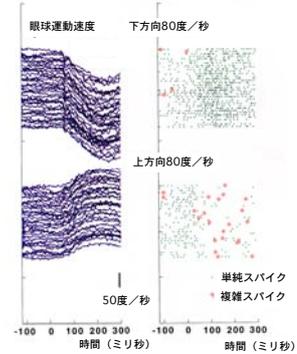


Simple and Complex Spikes of Purkinje Cells in Monkeys during Ocular Following Responses



Ocular Following Responses: Reflex eye movement induced by movement of large visual field

追従眼球運動と単純・複雑スパイク

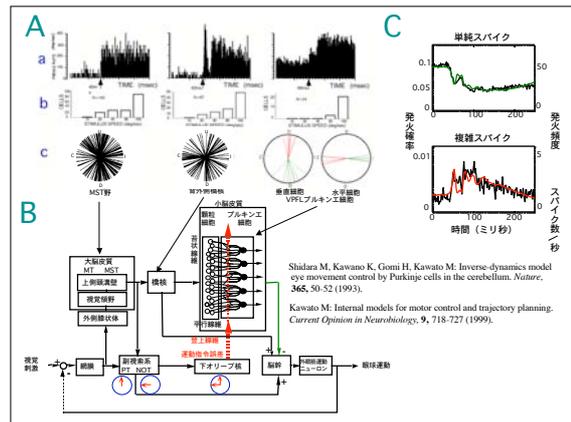
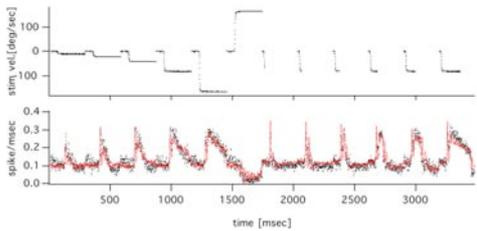


プルキンエ細胞発火頻度の逆ダイナミクスモデル

5種類の刺激速度、6種類の刺激時間のデータから1組の係数を推定

Coeff.det 0.78

$$f(t) = M\ddot{\theta}(t + \delta) + B\dot{\theta}(t + \delta) + K\theta(t + \delta) + f_{bias}$$



追従眼球運動を制御する小脳に逆モデルが存在することを示唆するデータと理論

- 単純スパイクの発火頻度時間波形が眼球の逆ダイナミクスモデルで再構成される (Shidara et al, 1993; Gomi et al., 1998).
- 小脳への視覚入力 (MST, DLPN) 逆ダイナミクスモデルではなく網膜滑りによく再構成される (Takemura et al., 2001).
- 低い発火周波数の登上線維入力も逆ダイナミクスモデルで発火頻度が再構成され、単純スパイクとニューロンごとに鏡像関係にある (Kobayashi et al., 1998).
- 追従眼球運動制御の神経回路のシミュレーション: 神経符号の変換が学習と適応で説明される (Yamamoto et al., 2002).
- 前庭動眼反射の並列制御仮説に基づくシミュレーション (Tabata et al., 2002).

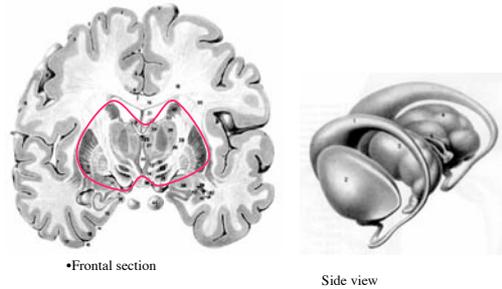
小脳内部モデル理論はどれくらい証明できたか?

- OFRについてVPFLではまずまちがいない (でも小脳全体の1/1000)
- 登上線維入力が運動指令の空間の誤差 (感覚誤差ではない) Winkelman & Frens (2005)
- 登上線維が強いと制御が悪くなるという予測も平野先生が実証
- 電気シナプスが適度に強くなるとカオスも実験的に支持 Lange E
- 腕の運動制御は難しい (山本憲司、北澤)

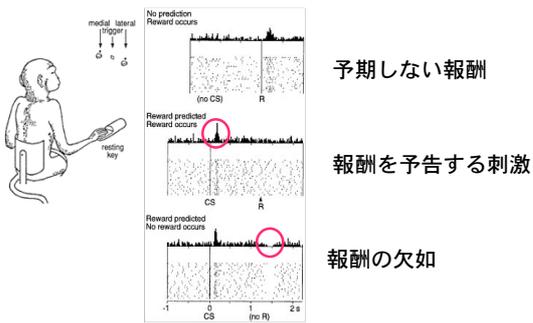
フィードバック誤差学習への支持

- 小脳出力
- 登上繊維の座標
- 電気シナプスとカオス
- デルタ2ノックアウトマウス

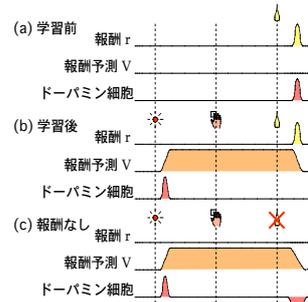
大脳基底核



ドーパミンニューロンが報酬予測を表現 (Schultz et al. 1993)

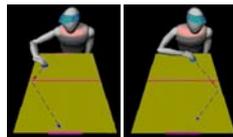
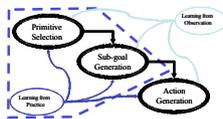


ドーパミン細胞の報酬予測応答 (Schultz et al. 1993)



強化学習・見まね・熟練学習 エアホッケー

- Learn appropriate actions and sub-goals for the observed situation.
 - Database initialized with supervised data; observes human player.
 - Actions: Right bank shot, left bank shot, etc.
- Learn by adjusting the distance to the query point within the database.
 - Data is retrieved using locally weighted learning (LWL) techniques.
 - Weights are updated using Q learning techniques.
 - Agent receives feedback (reward and penalty) while playing.



エアホッケー

Darrin C. Bentivegna (darrin@atr.jp)

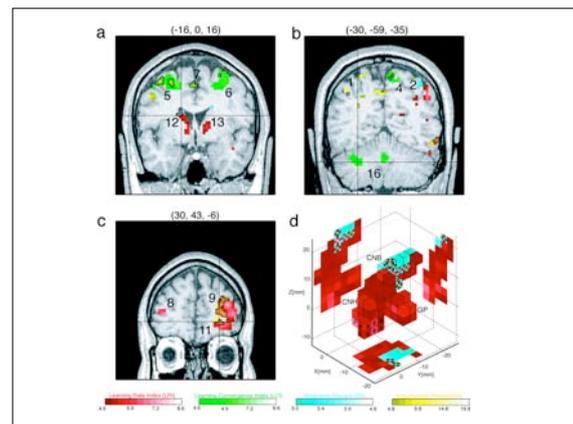
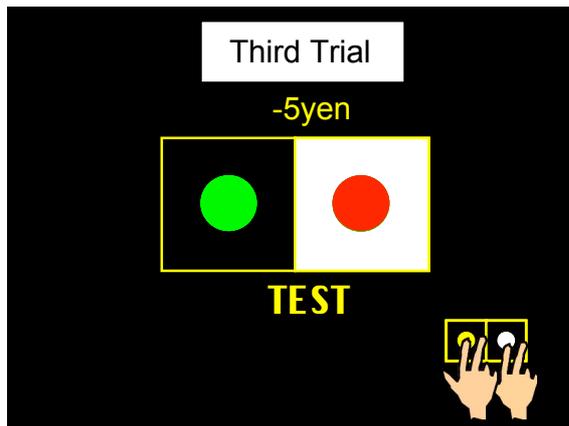
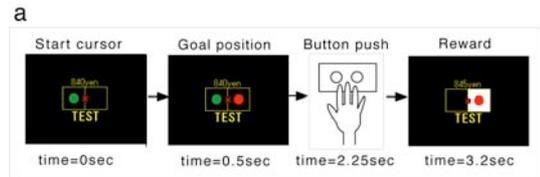


階層モジュール強化学習

- 単純な強化学習は現実的な問題ではとても遅いので、内部モデル、モジュール性、階層性などが必要（例、モデルに基づく階層強化学習、強化学習モザイクなど）
- 強化学習の行動の変容を引き起こすシナプス可塑性は大脳基底核線状体で起きているのか？

金銭報酬付きの確率的決定タスク

行動学習と報酬予測を乖離させる

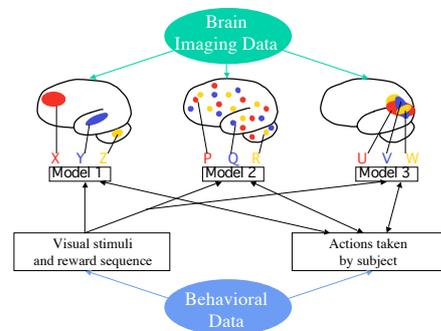


明らかになったモジュール構造

- 尾状核
強化学習の主要な座で、短期報酬に導かれる (LRI and SR)
- 前頭眼窩野と前頭前野
長期に渡る累積報酬 (AR)
- 小脳、運動前野、SMA
内部モデルの格納、最適行動の記憶と実行 (LCI)

Haruno M, Kuroda T, Doya K, Toyama K, Kimura M, Samejima K, Imamizu H, Kawato M:
A neural correlate of reward-based behavioral learning in caudate nucleus: a functional magnetic resonance imaging study of a stochastic decision task. *Journal of Neuroscience* 24, 1660-1665 (2004)

計算モデルを直接用いた脳活動イメージング研究



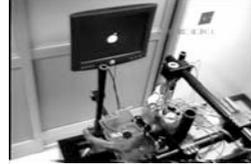
計算モデルに基づく神経科学研究
ATR脳情報研究所

- Imamizu H, Miyauchi S, Tamada T, Sasaki Y, Takino R, Puetz B, Yoshioka T, Kawato M: Human cerebellar activity reflecting an acquired internal model of a new tool. *Nature*, **403**, 192-195 (2000).
- Imamizu H, Kuroda T, Miyauchi S, Yoshioka T, Kawato M: Modular organization of internal models of tools in the human cerebellum. *Proc Natl Acad Sci USA*, **100**, 5461-5466 (2003).
- Imamizu H, Kuroda T, Yoshioka T, Kawato M: Functional magnetic resonance imaging examination of two modular architectures for switching multiple internal models. *Journal of Neuroscience*, **24**, 1173-1181 (2004).
- Haruno M, Kuroda T, Doya K, Toyama K, Kimura M, Samejima K, Imamizu H, Kawato M: A neural correlate of reward-based behavioral learning in caudate nucleus: a functional magnetic resonance imaging study of a stochastic decision task. *Journal of Neuroscience*, **24**, 1660-1665 (2004).
- Tanaka, S. C., Doya, K., Okada, G., Ueda, K., Okamoto, Y., Yamawaki, S: Prediction of immediate and future rewards differentially recruits cortico-basal ganglia loops. *Nature Neuroscience*, **7**, 887-893 (2004).
- Samejima, K., Ueda, Y., Doya, K., Kimura, M: Representation of action-specific reward value in the striatum. *Science*, **310**, 1337-1340 (2005).
- Haruno M, Kawato M: Different neural correlates of reward expectation and reward expectation error in the putamen and caudate nucleus during stimulus-action-reward association learning. *Journal of Neurophysiology*, **95**, 948-959 (2006).

ブレイン・マシン・インタフェース
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

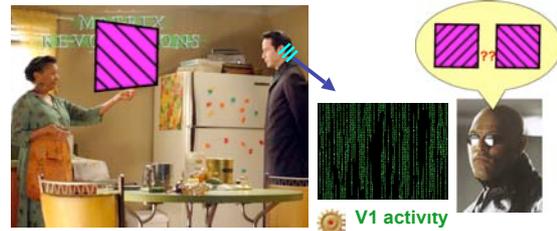


カーソルを左上に動かすように念じる

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

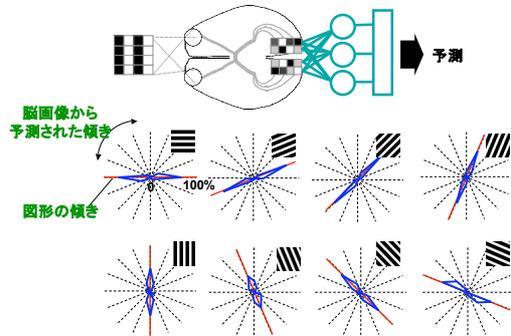
脳／心の解読(デコーディング)



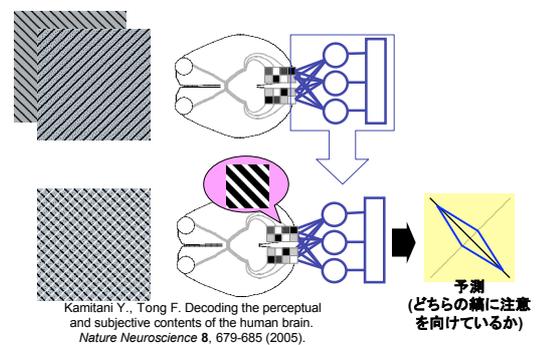
(modified from <http://whatisthematrix.warnerbros.com/>)

神谷之康 ATR脳情報研究所

脳画像のパターン認識による視覚刺激の予測



主観的知覚内容の解読(心を読む)



運動制御への復号化の拡張

1. じゃんけんぽんのパターン認識
大脳皮質第1次運動野
2. 音韻のパターン認識
母音：小脳
子音：大脳皮質第1次運動野



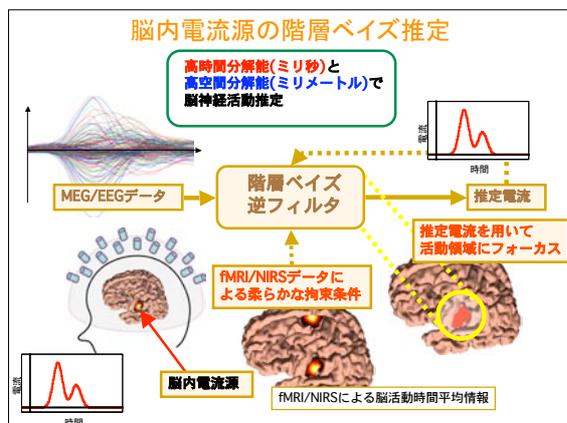
非侵襲脳活動計測

	PET	fMRI (磁気共鳴)	NIRS (近赤外光)	MEG (脳磁圏)	EEG (脳波)
空間分解能	○	◎	○	?	?
時間分解能	×	△	△	◎	◎
携帯性	×	×	◎	△	◎
安全性	×	○	◎	◎	◎

PET、fMRI、NIRS：空間分解能が高い
MEG、EEG：時間分解能が高い
?：不良設定問題の解き方に依存

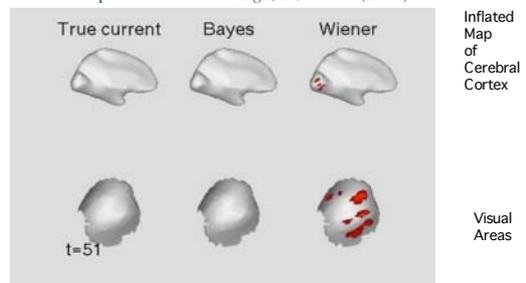
高精度大規模装置
fMRI + MEG

簡便可搬型装置
NIRS + EEG



階層変分ベイズ法に基づく脳磁図逆問題

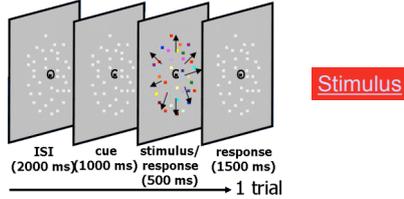
Sato M, Yoshioka T, Kajiwara S, Toyama K, Goda N, Doya K, Kawato M: Hierarchical Bayesian estimation for MEG inverse problem. *NeuroImage*, 23, 806-826 (2004).



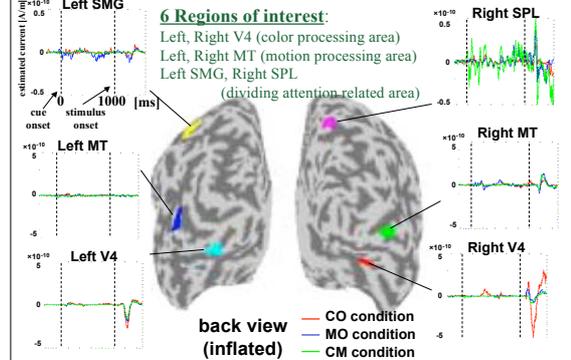
色・動きへの注意に伴う脳活動の階層変分ベイズ法による脳磁図解析

Behavioral procedure

- Stimulus: colored moving random dots (Red/Green, Expansion/Contraction)
- 3 attention conditions:
 - (1) attend to color (CO condition)
 - (2) attend to motion (MO condition)
 - (3) attend to color and motion (CM condition)
- Task: discriminate attended feature(s) as soon as possible by left or right button press

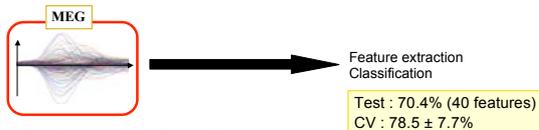


複数脳領域における電流 単一被験者、複数試行の平均

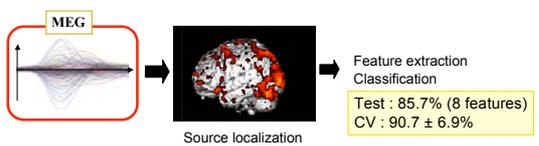


視覚刺激を与える前の単一試行脳磁図データからの色または動きへの注意の分類

1. Classification at Sensor Space with Sparse Logistic Regression



2. Classification at Brain Space after Inversion



ブレイン・ネットワーク・インタフェースの急激な進歩

	ユーザー訓練	学習アルゴリズム	脳表現	価格	性能
ALS脳波	50日	×	×	5万円	×× (1999)
fMRIカーサー	なし	△	○	100万円	△ (2004)
侵襲ヒト	数日(時間)	○	◎	500万円	◎ (2004)
脳波カーサー	20日	○	○	10万円	○ (2004)
BBMI (EEG)	40分	◎	×	40万円	△ (2003)
fMRIデコーディング	なし	◎	◎	100万円	○ (2005)
EEG-NIRSデコーディング	40分	◎	○	30万円	◎ (5年後)
EEG-NIRS-Bayesian	5分	◎	◎	10万円	◎ (10年後)

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に、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・インタフェース版

行動状態価値関数に基づいて 意志決定を操作する

- ブレイン・ネットワーク・インタフェースにより実際の意志決定や運動開始前の実行可能 (Andersen 2004, Muller 2003)
- 行動状態価値関数を神経発火、BOLD信号として表現可能 (鮫島、春野)
- 左右の行動状態価値関数の差で意志決定
- 左右のQ関数から後の行動決定を復号化と修正式で修飾
- 意志決定式の変更に伴う行動学習と脳活動の変化を計測
- 脳活動と行動学習の因果律は保証されている
- 脳内の各部位から活動をとって意志決定につなげる

ヒトのコミュニケーションの進化

脳の重量はネアンデルタール大; 脳の数(コミュニケーション)でホモサピエンスが圧倒、多数の脳と身体の間共同作業

300万年前	ミメシス	共同作業
20-3万年前	言語	高効率
数千年前	記号	時間と空間を超える
数百年前	交通(全身)	リアルタイムではない
160年前	電信	記号・リアルタイム
120年前	電話	音声言語・感情
20年前	インターネット	記号→受動的画像・音声
未来	ミメシス+時間+空間+文化	
	分身コミュニケーション	脳研究+ロボット

Understanding Hierarchical Sensory-Motor Control by the Brain through Robot Control with Neural Decoding

