

# 計算論的神経科学と 小脳内部モデル

川人光男

ATR脳情報研究所

Discovery Channel



## 情報処理課題を実行する機械を 理解するのに必要な3つの水準

計算理論  
Computational theory

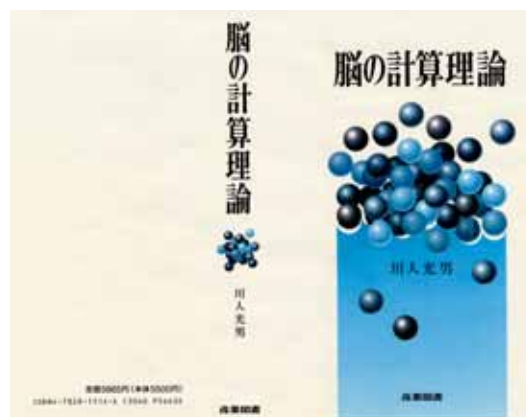
計算の目標は何か、なぜそれが適切なのか、  
そしてその実行可能な方略の理論は何か

表現とアルゴリズム  
Representation and algorithm

この計算理論はどのようにして実現すること  
ができるか。特に入力と出力の表現は何か、  
そして変換のためのアルゴリズムは何か

ハードウェアによる実現  
Hardware implementation

表現とアルゴリズムがどのようにして物理的  
に実現されるか



## 脳を創ることによって知る

- ロボットやコンピュータは人に比べてずっと劣る
- 本当には脳が分かっていない
- 創ってみて初めて働きが分かる
- 脳だけを創っても不十分で、ヒトを創ってみる

## 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・クス

Schaal S, Sternad D, Osu R, Kawato M: Rhythmic arm movement is not discrete. *Nature Neuroscience*, 7, 1137-1144 (2004).  
Nakanishi J, Morimoto J, Endo G, Cheng G, Schaal S, Kawato M: Learning from demonstration and adaptation of biped locomotion. *J. Robotics and Autonomous Systems*, 47, 79-91 (2004).

## ヒューマノイドロボット CB-i



- 等身大ヒューマノイド
  - 身長155cm, 体重85kg
- 豊富な関節数(51個)
- 人間並みの可動範囲
- 人間並みのパワー
  - 主要な関節は油圧駆動
- 人間並みの柔軟さ
  - 関節独立の力・位置制御
- 豊富なセンサ
  - 視聴覚, 前庭, 力覚等
- 強力な演算能力
  - 運動制御系: 搭載PC×2
  - 認識・学習・シミュレータ: PCクラスタ (高速ネットワーク通信)



## 力制御とバランス

- 中枢神経が司る高度な姿勢調節に相当するリアルタイム制御系を開発



身体モデルを用いた力制御による自然なインタラクション



しなやかな不整地適応



高度な内部モデルと反射的な踏出しによる一連の転倒回避動作

## 予測と制御: バッティング

感覚・予測・制御の総合的パフォーマンス



バットを握り、自分の眼でボールを捉え、軌跡を予測し、バランスを取りつつ、素早くスイング

## 人間らしい2足歩行

動物の中枢神経系に存在するパターン生成器をモデルにした歩行制御



歩行動作



旋回動作

## 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

ロボットの映像のリアルタイム送信 (JST(日本)→Duke大学(米国))

サルの歩行中の脳活動計測

CB-iでの歩行パターンの再現



変換された脳活動データのインターネットを介したリアルタイム送信 (Duke大学(米国)→JST(日本))

中枢パターン生成器の位相の推定: 脳の階層制御の情報推定

## Object recognition on a humanoid head

Based on the capabilities of a humanoid visual system with foveated vision, we developed an object recognition system that integrates visuomotor processes and foveation to achieve reliable recognition. Training is done in interaction with the teacher.

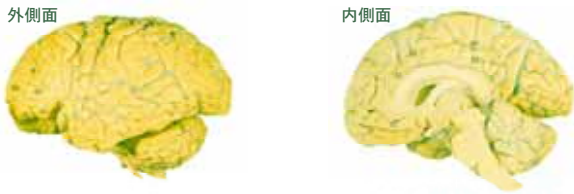


Active object recognition



Training the classifier

## 小脳と大脳

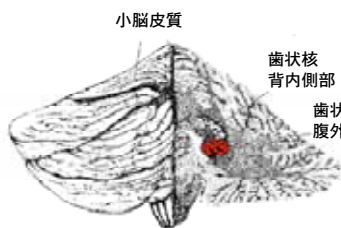


	小脳	大脳
重さ	130g	1,300g
表面積	50,000mm <sup>2</sup>	80,000mm <sup>2</sup>
ニューロン数	10 <sup>11</sup>	10 <sup>11</sup>
霊長類からの拡大率	2.8	3.2

## 古い考え方と新しい考え方

- 大脳がヒトの知性の源
- 小脳は運動の制御だけ
- 言葉がヒトの知性の特徴
- 小脳と大脳はすべての機能に関わる
- 小脳と大脳の違いは学習の方法の違い(先生有り無し)
- 言葉に頼らないコミュニケーションがヒト知性の秘密

## 小脳とヒト知性



### ◎小脳部位の系統発生

内側核0.8倍、歯状核4.5倍(キツネザル類比)

	体重	歯状核		
		体積	幅・高さ	長さ
ヒト	65kg	1,167mm <sup>3</sup>	同じ	2倍
テンバシジ	45kg	456mm <sup>3</sup>	同じ	半分

### ◎小脳のサイズと知能

Paradiso (1997)

指タッピング	r=0.22	p<0.05
言語記憶	r=0.27	p<0.02
一般的IQ (WAIS-R)	r=0.19	p<0.07

大脳皮質左側頭葉は無相関

## 小脳の高次認知機能への関与

### I. 脳活動計測

(1) 運動の想像	SPECT	Ryding et al. (1993)
(2) 名詞からの動詞の連想	PET	Raichle et al. (1994)
(3) ベグボードパズル	fMRI	Kim et al. (1994)
(4) 複数の形の視覚識別	PET	Parsons et al. (1995)
(5) 心的回転	PET	Parsons et al. (1995)
(6) 皮膚感覚による物体認識	fMRI	Gao et al. (Bower) (1996)
(7) 視覚的注意	fMRI	Allen et al. (1997)

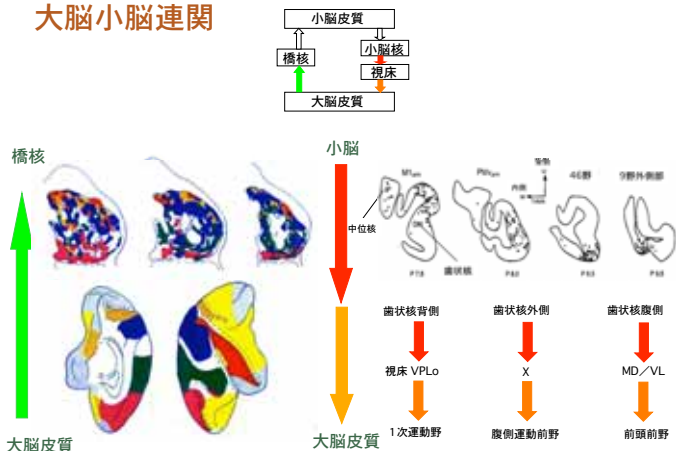
### II. 損傷脳

(1) ハノイの塔	小脳皮質変性症	Grafman et al. (Hallett M.) (1992)
(2) 視覚運動認知	小脳皮質変性症	Nawrot & Rizzo (1995)
(3) 自閉症患者	小脳サイズ	Courchesne et al. (1995)

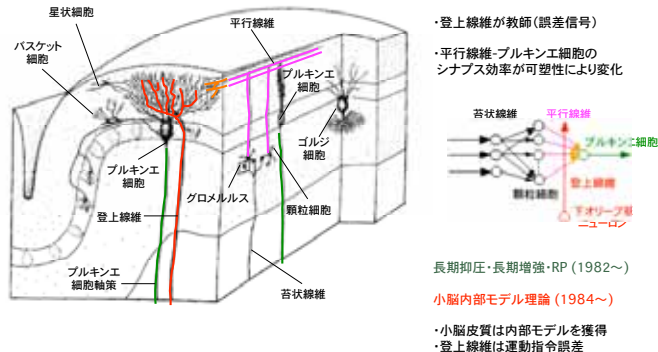
### III. 解剖

(1) 46野	HSVI	Middleton & Strick (1994)
(2) IQ	小脳サイズ	Paradiso et al. (1997)

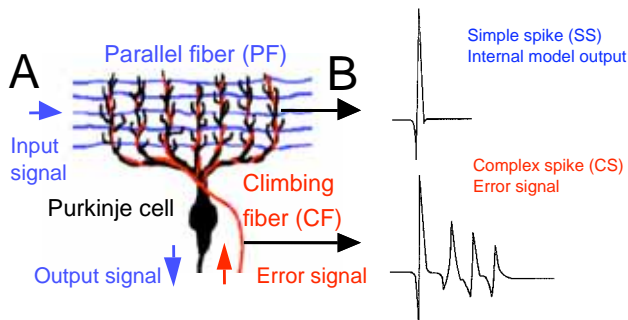
## 大脳小脳連関



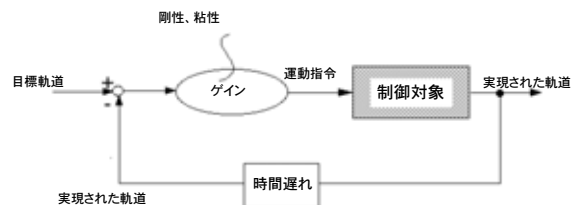
## 小脳皮質の神経回路・可塑性・理論



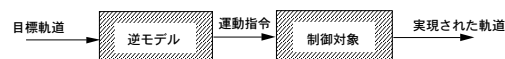
## Parallel Fiber and Climbing Fiber Inputs to Purkinje Cells induce Simple Spikes and Complex Spikes



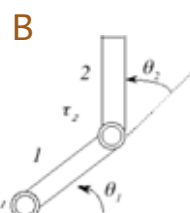
## A フィードバック制御



## B 逆モデルによる前向き制御

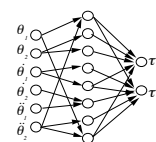


## PFMによるヒト腕剛性の測定

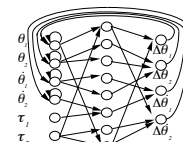


$$\begin{aligned}
 \tau_1 &= (M_1 L_1^2 + 2M_2 L_1 S_2 \cos \theta_2 + I_1 + I_2) \ddot{\theta}_1 \\
 &\quad + (M_2 L_1 S_2 \cos \theta_2 + I_2) \ddot{\theta}_2 \\
 &\quad - M_2 L_1 S_2 (2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \dot{\theta}_2 \sin \theta_2 + B_1 \dot{\theta}_1 \\
 \tau_2 &= (M_2 L_1 S_2 \cos \theta_2 + I_2) \ddot{\theta}_1 + I_2 \ddot{\theta}_2 \\
 &\quad + M_2 L_1 S_2 \dot{\theta}_1^2 \sin \theta_2 + B_2 \dot{\theta}_2
 \end{aligned}$$

逆ダイナミクスモデル



順ダイナミクスモデル



## 小脳内部モデル理論

- 小脳は入力を出力に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レーション

## 運動指令に関する教師あり学習との比較

### フィードバック誤差学習則

$$d\omega/dt = \varepsilon(\partial\tau_{ff}/\partial\omega)^T \tau_{fb} \quad (1)$$

### 教師あり学習

運動指令の教師信号が  $\tau_{desired}$  と与えられていて、2乗誤差

$E = \frac{1}{2}(\tau_{desired} - \tau_{ff})^T \cdot (\tau_{desired} - \tau_{ff})$  を  $\omega$  の最急降下方向に減少させる (Widrow-Hoff 則)

$$d\omega/dt = \varepsilon(\partial\tau_{ff}/\partial\omega)^T (\tau_{desired} - \tau_{ff}) \quad (2)$$

$\tau_{fb}$  が  $(\tau_{desired} - \tau_{ff})$  を近似している。つまり、フィードバック運動指令が、逆モデルを学習するための運動指令の誤差信号として働いている

$\tau_{fb}$  と  $\tau_{desired}$  が同じ座標系で表現されている  
2つの信号の時間経過はある程度似ている

## フィードバック誤差学習としてみたLTD, LTP

### プルキンエ細胞の入出力モデル

プルキンエ細胞の出力  $y$  は  $n$  本の平行線維入力  $x_i$  のシナプス荷重  $\omega_i$  による線形和

$$y = \sum_i \omega_i x_i \quad (1)$$

### LTDとLTPのモデル

$$d\omega_i/dt = -\varepsilon x_i (C - C_{spont}) \quad (2)$$

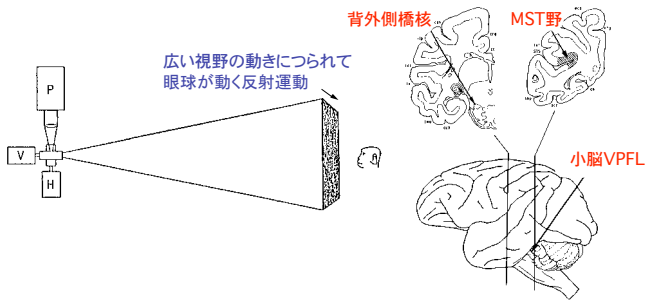
### フィードバック誤差学習による解釈

登上線維の発火頻度の自発電からの  $C - C_{spont}$  がフィードバック制御器の運動指令に対応

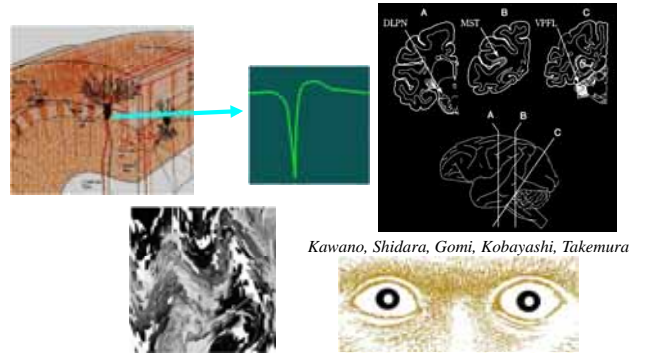
$$\begin{aligned} d\omega_i/dt &= \varepsilon(\partial\tau_{ff}/\partial\omega_i)\tau_{fb} \\ &= \varepsilon(\partial(-y)/\partial\omega_i)\tau_{fb} \\ &= -\varepsilon x_i (C - C_{spont}) \end{aligned} \quad (3)$$

## 追従眼球運動の神経生理学的研究

(電総研 河野、設楽、竹村、小林らによる実験)

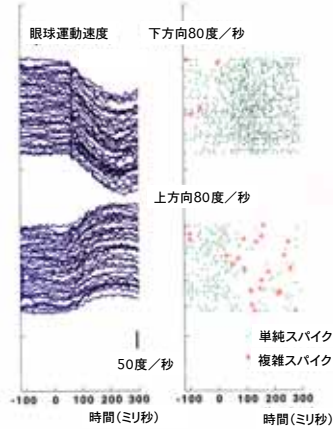


## Simple and Complex Spikes of Purkinje Cells in Monkeys during Ocular Following Responses



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

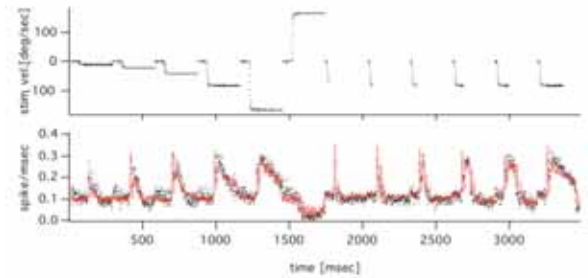


## プルキンエ細胞発火頻度の逆ダイナミクスモデル

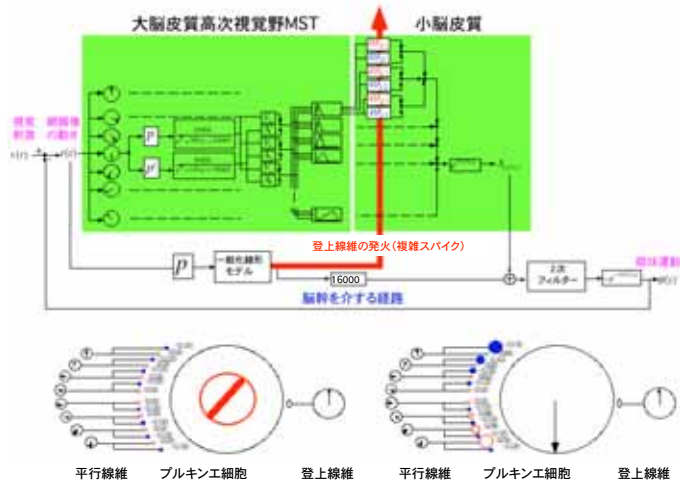
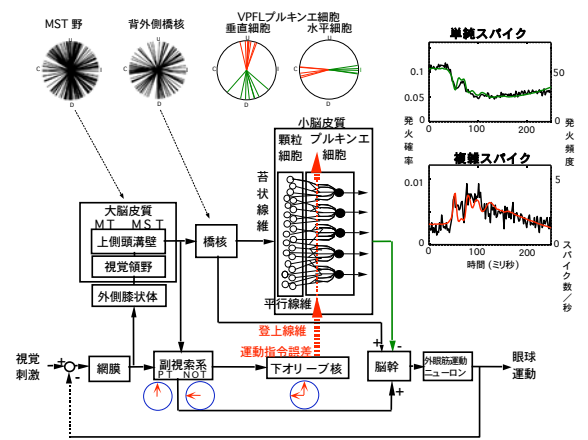
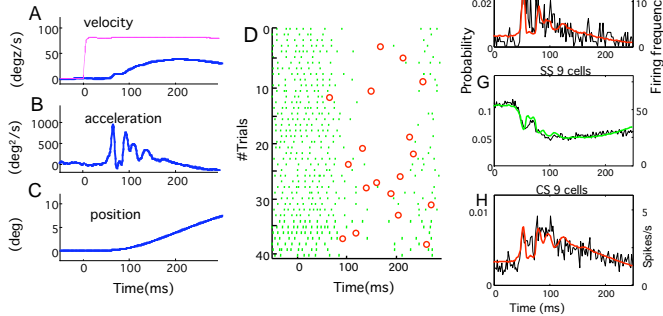
5種類の刺激速度、6種類の刺激時間のデータから1組の係数を推定

Coeff.det 0.78

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



Instantaneous firing frequency is information carrier for complex spikes (CS) and simple spikes (SS).

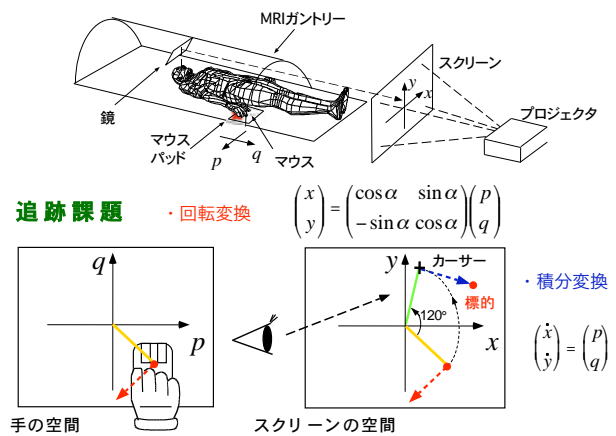


### 小脳内部モデル理論はどれくらい証明できたか？

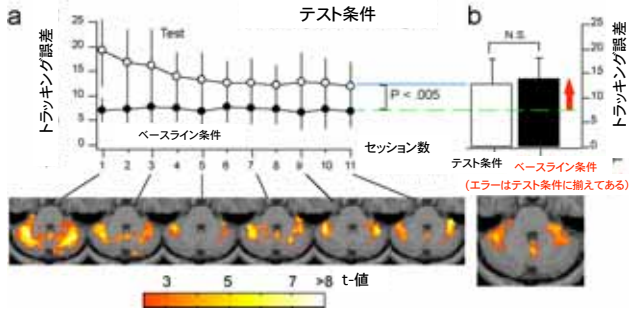
- OFRについてVPFLではまずまちがいない (でも小脳全体の1/1000)
- 登上線維入力が運動指令の空間の誤差 (感覚誤差ではない) Winkelman & Frens (2005)
- 登上線維が強いと制御が悪くなるという予測も平野先生が実証
- 電気シナプスが適度に強くなるとカオスも実験的に支持 Lange E
- 腕の運動制御は難しい (山本憲司、北澤)

### ヒトの脳に道具の内部モデルがある

- ヒトの脳の活動を脳を傷つけずに外から計測できる (fMRI, PET、脳波、脳磁図など)
- 新しい道具を学ぶ時に小脳のたくさんの部分が活動する
- 特定の道具を使う記憶 (内部モデル) は狭い場所に別々にある

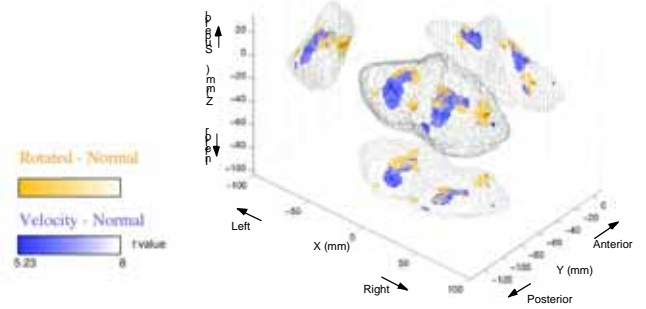


### ヒト小脳内の道具の内部モデル: fMRIによる検証

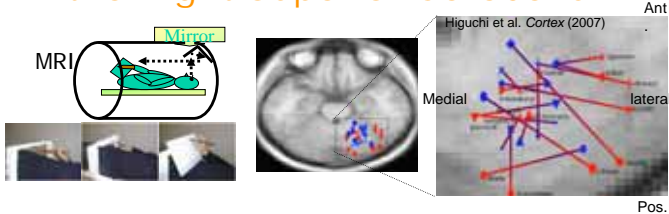


Imamizu H, Miyachi S, Tamada T, Sasaki Y, Takino R, Puetz B, Yoshioka T, Kawato M: Human cerebellar activity reflecting an acquired internal model of a new tool. *Nature* 403 192-195(2000)

### 複数の道具に対応する内部モデルのモジュール構造



### Organization of 16 Daily Tools in the Right Superior Cerebellum



16 tools and utensils:  
Chopsticks, saw, scissors, pencil, hammer, screw-driver, fork, spoon, tooth brush, brush, comb, cutting pliers, monkey wrench, wrench, knife and clip

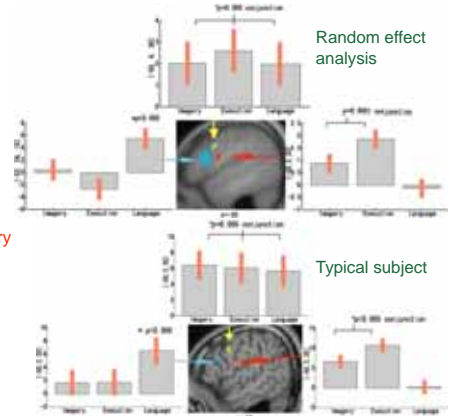
•Averaged across 8 subjects with fixed effect model  $p < 0.05$  corrected.  
•The peaks are projected in a horizontal plane

- Conditions
- Tool-use execution
  - Hold the tool and look at the object (control)
  - Tool-use motor imagery

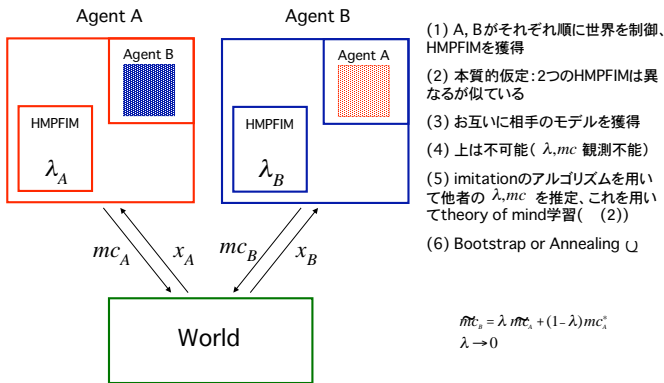
Higuchi et al. *Cortex* (2007)

### Language and Tool Internal Models in Broca's Area: Segregation and Overlap

- 28 healthy subjects (14 males and 14 females)
- Conditions
  - Tool-use execution
  - Hold the tool and look at the object (control)
  - Tool-use motor imagery
  - Story listening
  - Reversed story listening (control)



### 心の理論の計算モデル (Computational Theory of Mind)



### 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

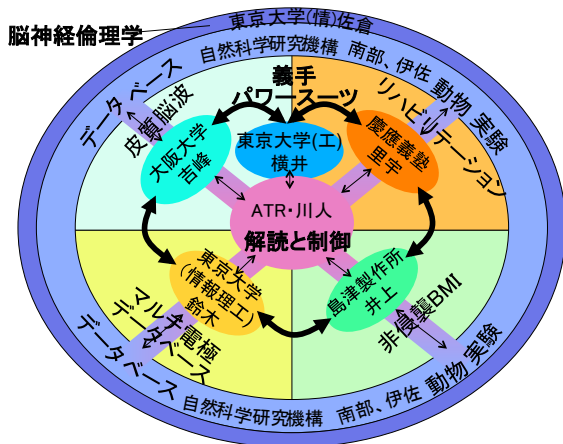
感覚

運動

- 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(脳プロの成果) (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)

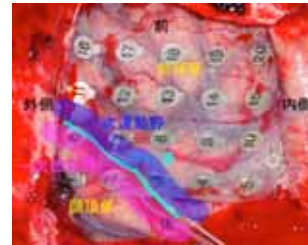
Cyberkinetics Neurotechnology Systems, Inc.

## 脳科学研究戦略推進プログラム課題Aの体制



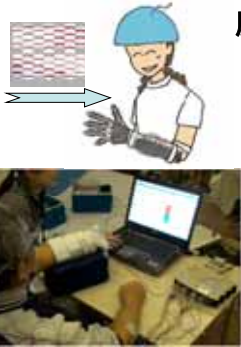
## 皮質脳波(ECoG)によるBMI(阪大脳外、東大工、ATR)

### 脳プロの成果



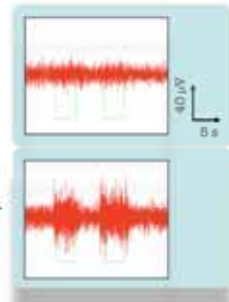
Yoshimine T, Hirata M, Yanagisawa T, Goto T, Saitoh Y, Kishima H, Kamitani Y, Fukuma R.: ECoG-based Brain-Machine Interface. The 32<sup>nd</sup> Annual Meeting of the Japan Neuroscience Society, Nagoya, 2009.

## 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



### 慶應義塾

初回  
実験時



BMI施行  
20回後

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 32<sup>nd</sup> Annual Meeting of the Japan Neuroscience Society, Nagoya, 2009.

## 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パース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くにもかかわらず、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
- 自動的次元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特徴ベクトルの次元は2億

## 不良設定問題

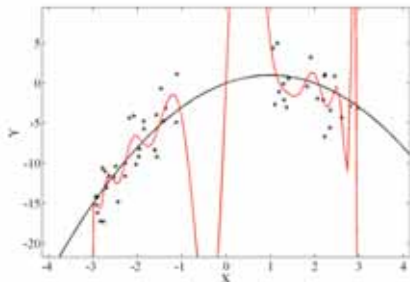
少ないデータを使って非常に多くのパラメタを推定

- **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が悪い
- **スパース推定: 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



## 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

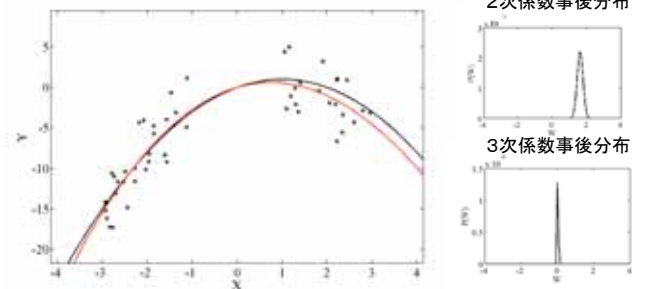


## スパース推定(20次関数モデル)

- 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

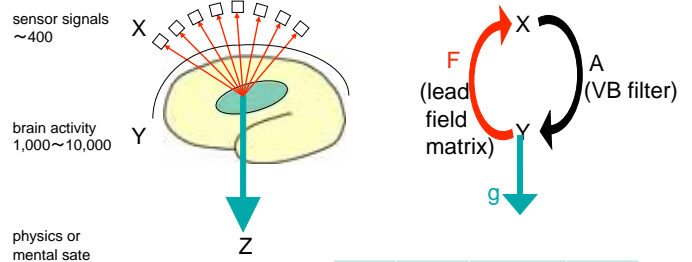
$$P(W_n) = \sqrt{\frac{a_n}{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} a_n \times W_n^2\right) \quad \text{事後分布}$$

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



ダウンロード可 <http://brainprogram.mext.go.jp/>

## 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



$$Z = g(Y)$$

$$Z = g(AX)$$

$$Z = h(X)$$

Equivalent → nonsense

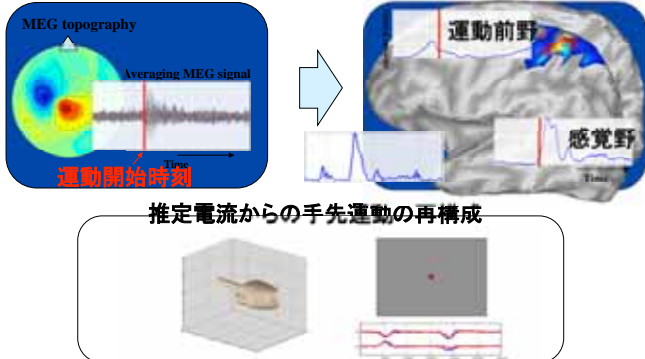
But sparseness makes big difference

Team	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

## 手先運動のvbMEGによる再構成

戸田、今水、佐藤、和田、川人

ヒト運動中の脳活動計測 階層ベイズによる電流源推定

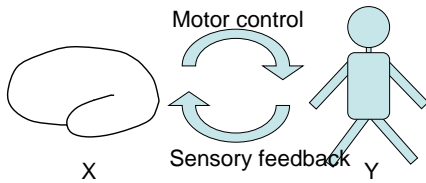


Toda A, Imamizu H, Sato M, Wada Y, Kawato M: Reconstruction of temporal movement from single-trial non-invasive brain activity: A hierarchical Bayesian method. Proceedings of 14th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2007). WED-4, p.131 (2007)

## 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

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



SPM  
Reconstructions  
Dynamics

$$X = f(Y)$$

$$Y = g(X)$$

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = h(X, Y)$$

CCA in neuroscience context  
Sawahata, Fujiwara, Kamitani,  
Suetani, entirely independent

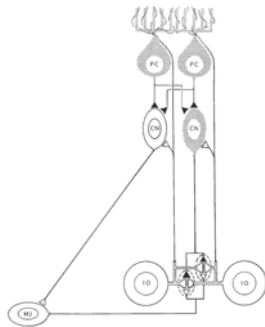
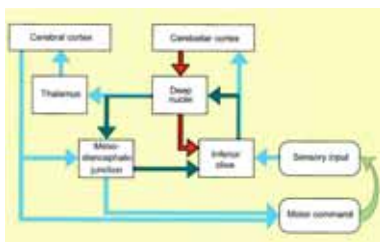
Hierarchical Reinforcement Learning

Partial and incomplete observation, embedding necessary, order parameter,  
high-level description, Kernel CCA1

## 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

## Microcircuitry of Cerebello-IO Network

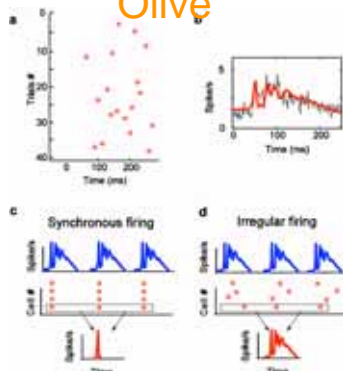


De Zeeuw CI, Simpson JJ, Hoogenraad CC, Galjart N, Koekoek SKE, Ruigrok TJH: Microcircuitry and function of the inferior olive. *Trends in Neurosciences*, 21, 391-400 (1998).

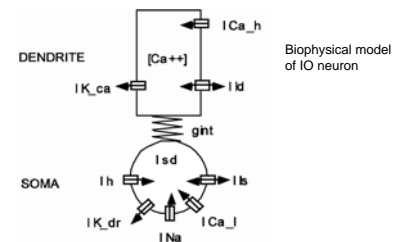
## Controversies of Inferior Olive Functions: Rhythmicity and Synchrony versus Learning Signals

1. Most intensive gap junctions (electrical coupling) between IO neurons
2. Strong rhythmicity and synchrony under anesthetized rodents with blockades of synaptic inputs to IO (Llinas)
3. No rhythmicity and little synchrony for awake monkeys (Thach)
4. Learning theory should explain gap junctions and low firing rates

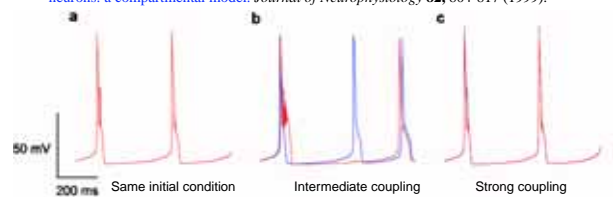
## Chaotic Resonance in Inferior Olive



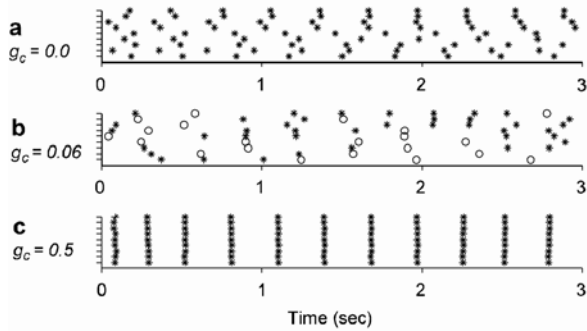
Schweighofer N, Doya K, H. Fukai, Chiron JV, Furukawa T, Kawato. M: Chaos may enhance information transmission in the inferior olive. *Proc Natl Acad Sci USA*, 101, 4655-4660 (2004).



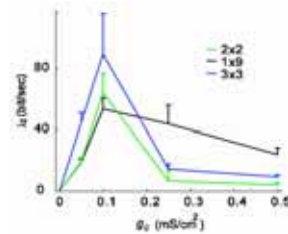
Schweighofer N, Doya K, Kawato M: Electrophysiological properties of inferior olive neurons: a compartmental model. *Journal of Neurophysiology* 82, 804-817 (1999).



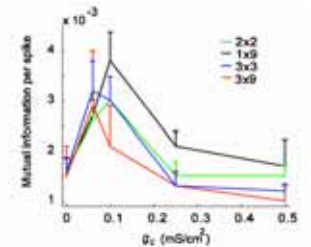
## Spiking of 3x3 Cells without Inputs



Largest Lyapunov Exponent



Network Mutual Information

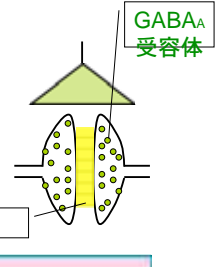


## Conclusions of IO Chaotic Resonance

1. Chaotic resonance can enhance information transmission with low firing frequency.
2. Chaos is more efficient than synaptic noise in information transmission.
3. IO network model can explain decrease of rhythmicity and synchrony with decrease in coupling under physiological synaptic inputs.
4. Partial synchrony of a small subset of IO cells was reproduced.

## Picrotoxin condition (1)

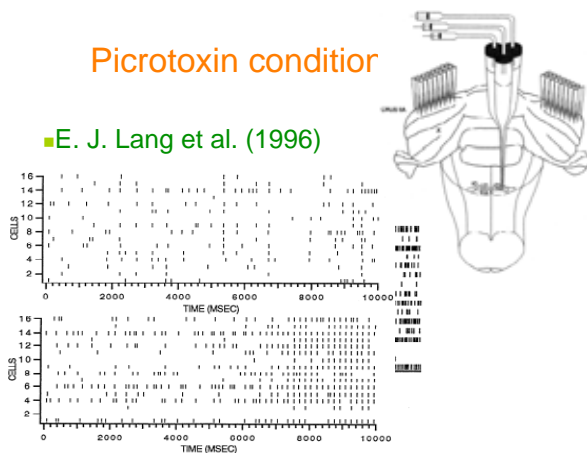
- GABA<sub>A</sub>受容体をブロック  
→ Gap junctionの結合 大



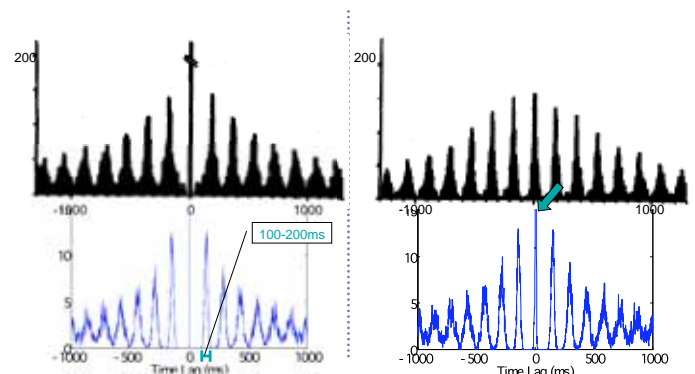
Picrotoxin conditionでは、  
①膜電位が脱分極、②coupling 大、③noise 小  
となると考えられる

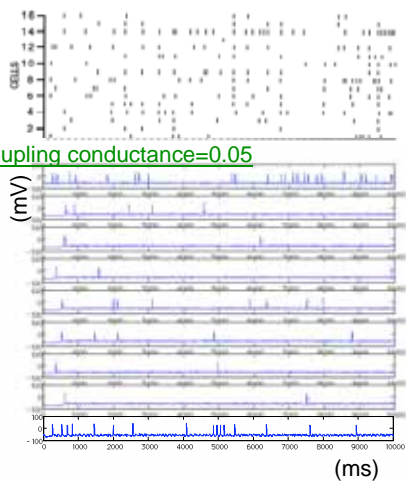
## Picrotoxin condition

■ E. J. Lang et al. (1996)



## シミュレーション結果 Picrotoxin condition ( $g_c=0.6$ )

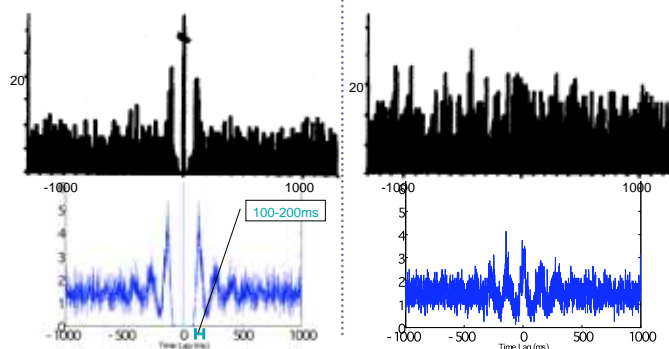




有)

• Coupling conductance=0.05

### シミュレーション結果 Control condition (gc=0.05)



<http://www.neuro2010.org/neuro2010-eng/index.html>