

脳の主要な器官の機能とモデル

第1回全脳アーキテクチャ勉強会

2013-12-19

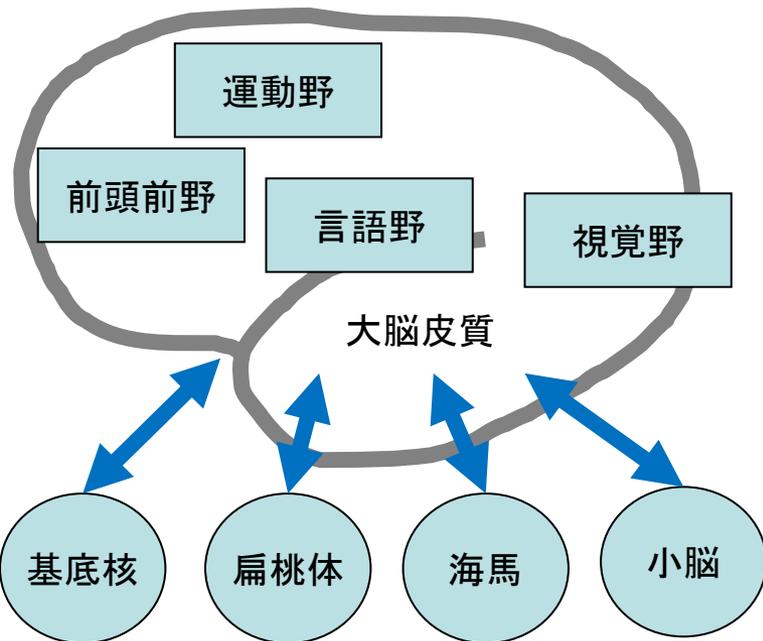
産業技術総合研究所

ヒューマンライフテクノロジー研究部門

一杉裕志

脳の各組織のモデル

脳を構成する主要要素



脳の各組織の機械学習装置としてのモデル

大脳皮質: SOM、ICA、ベイジアンネットワーク

大脳基底核、扁桃体: 強化学習

小脳: パーセプトロン、リキッドステートマシン

海馬: 自己連想ネットワーク

主な領野の情報処理装置としての役割

視覚野: deep learning

運動野: 階層型強化学習

前頭前野: 状態遷移機械?

言語野: チャートパーサ?

脊椎動物の

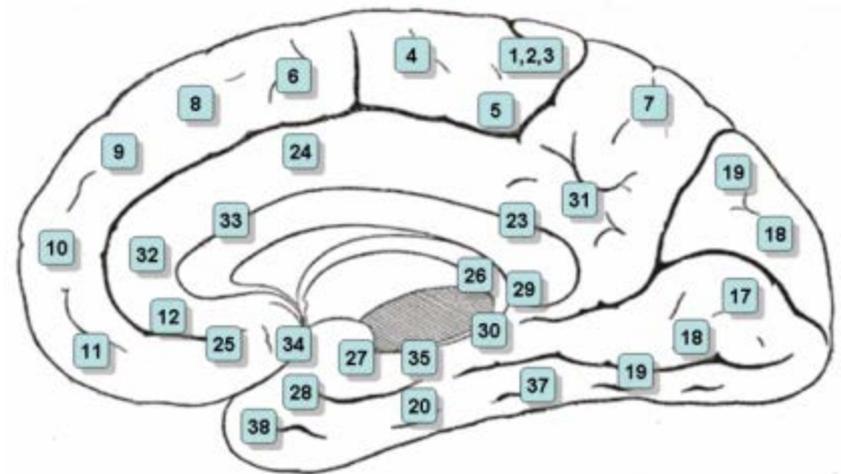
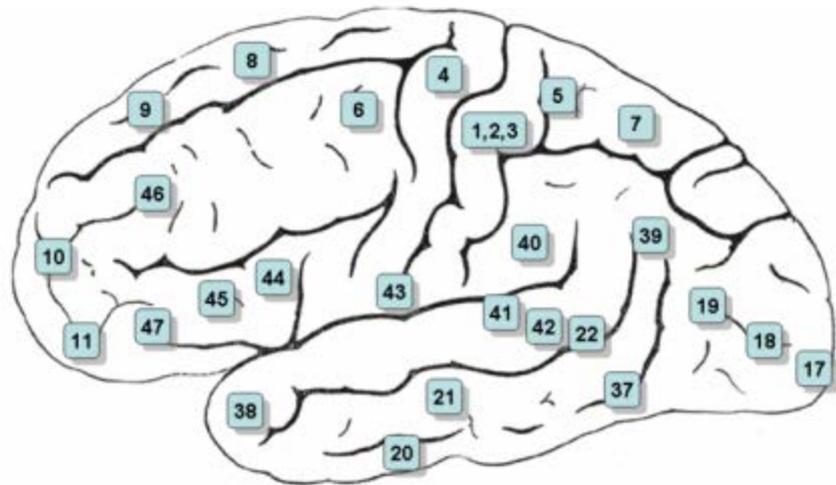
「全脳アーキテクチャ」の特徴は何？

- 高い汎用性。
 - 万能の意思決定装置である大脳基底核と、
万能の連想記憶装置である海馬の両方を備えている。
 - コンピュータと似ている。
 - プログラム(データ構造とその処理手順)を自分で獲得する。
 - 原理はおそらく教師なし学習・強化学習。
 - ただし脳は非常に性能が良い。
- 脳に学ぶべき！

大脳皮質の機能とモデル

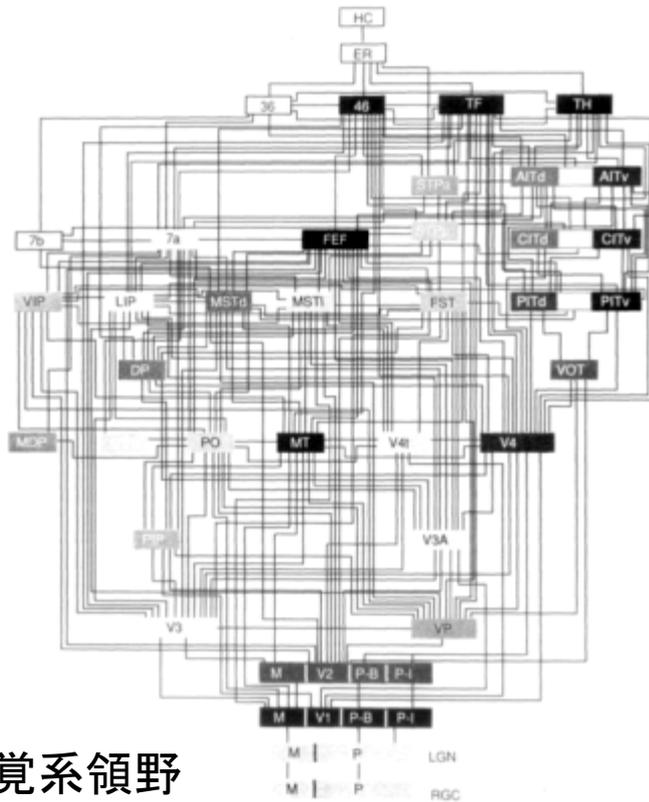
大脳皮質

- 脳の中でも知能をつかさどる重要な部分。
 - 視覚野、言語野、運動野、前頭前野、...



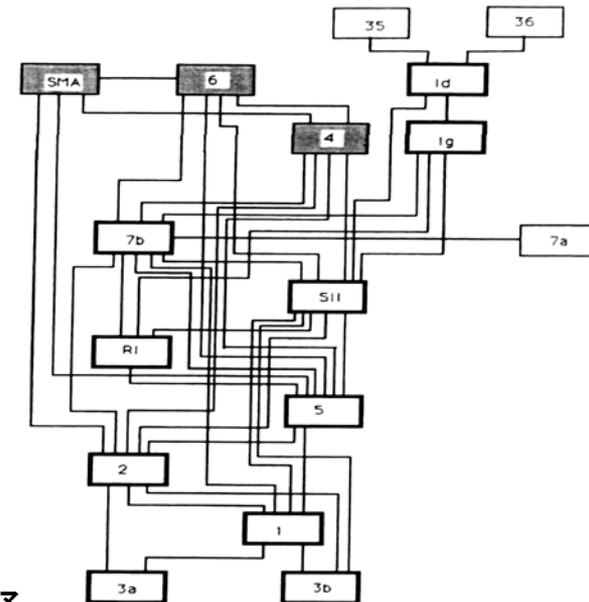
大脳皮質の領野

- 各領野の機能、接続構造はそれなりに明らかになっている。



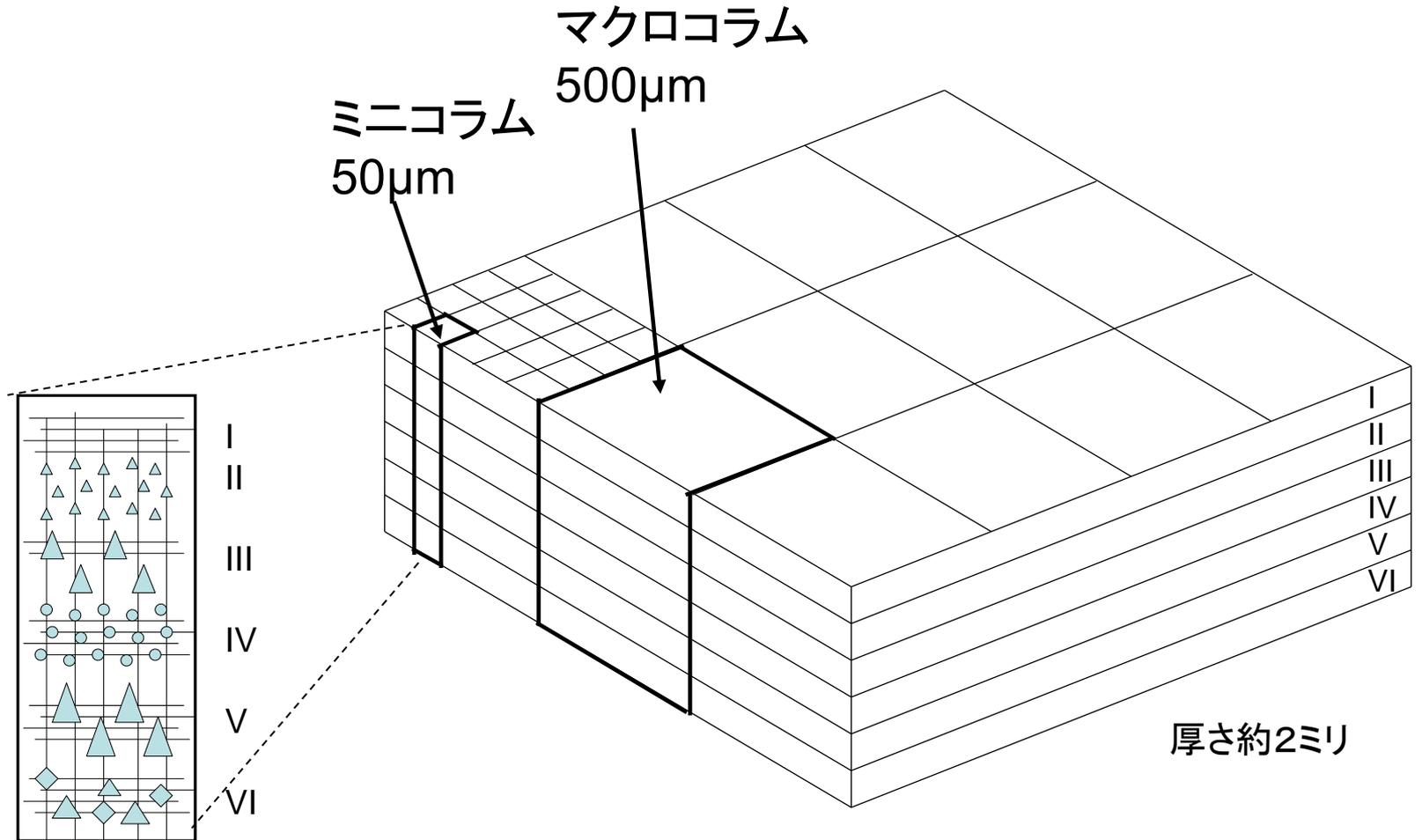
視覚系領野

Daniel J. Felleman and David C. Van Essen
Distributed Hierarchical Processing in the Primate Cerebral Cortex
Cerebral Cortex 1991 1: 1-47



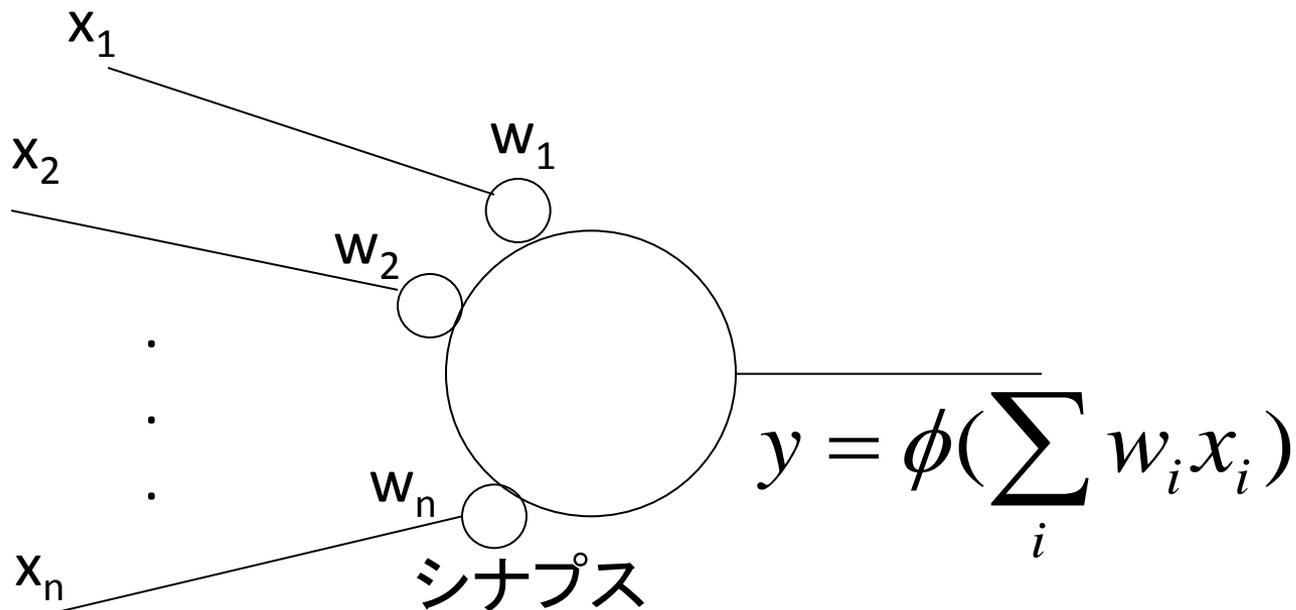
運動野

大脳皮質のコラム構造の模式図



ニューロン(神経細胞)

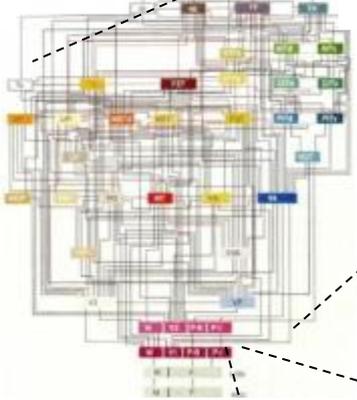
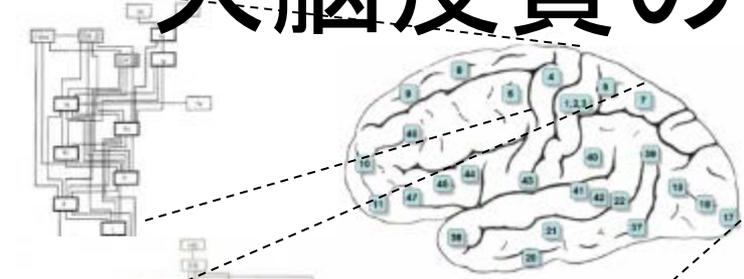
- ヒトの脳で1000億個。
- 内積計算のような簡単な演算しか行えない。
- シナプスが w という重みを学習。



ニューロンへの入力

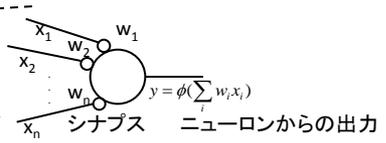
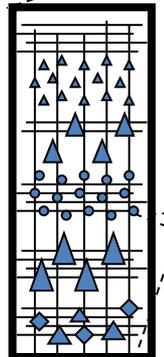
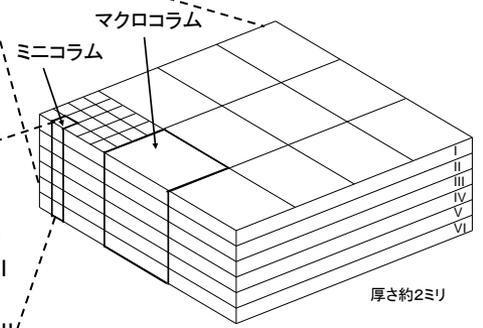
ニューロンからの出力

大脳皮質の各スケールでの構造



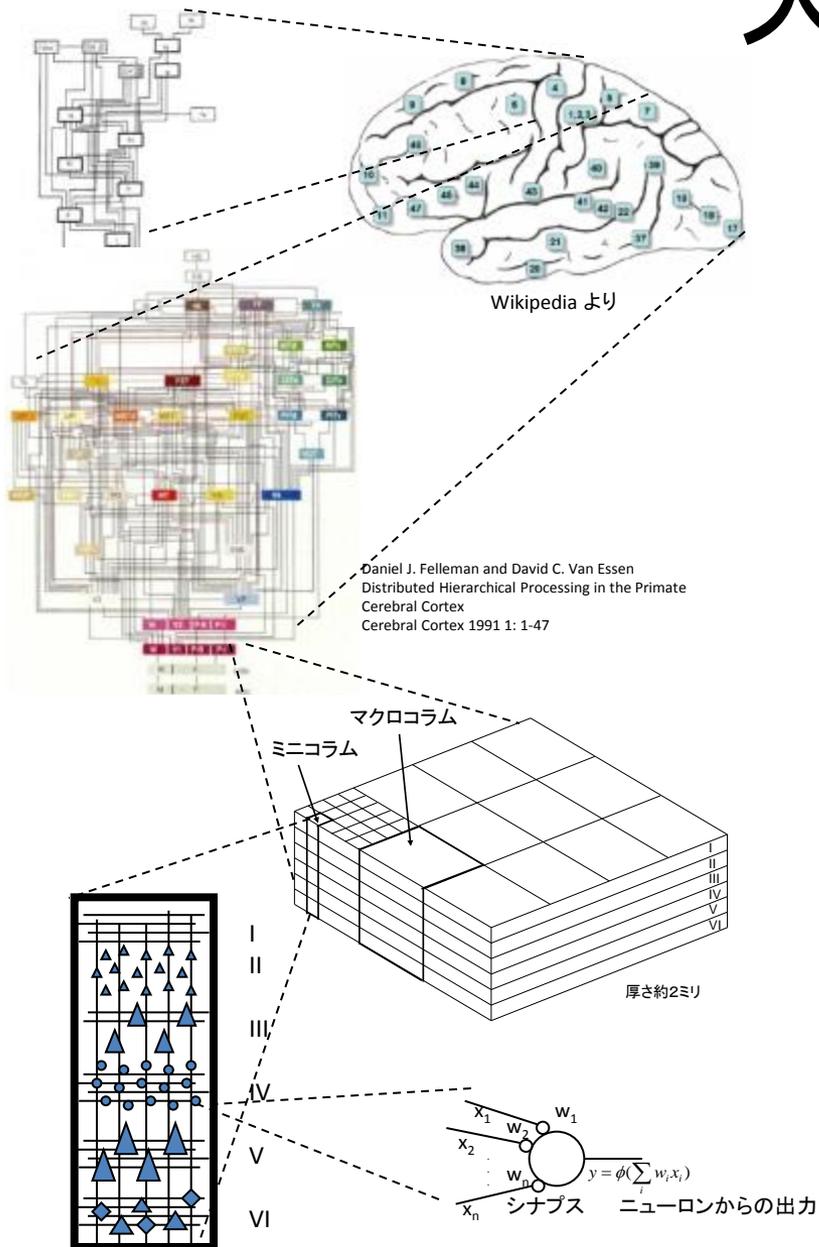
Daniel J. Felleman and David C. Van Essen
Distributed Hierarchical Processing in the Primate
Cerebral Cortex
Cerebral Cortex 1991 1: 1-47

- 領野 約50個
- マクロコラム 約100万個
- ミニコラム 約1億個
- ニューロン 約100億個
- シナプス 約100兆個



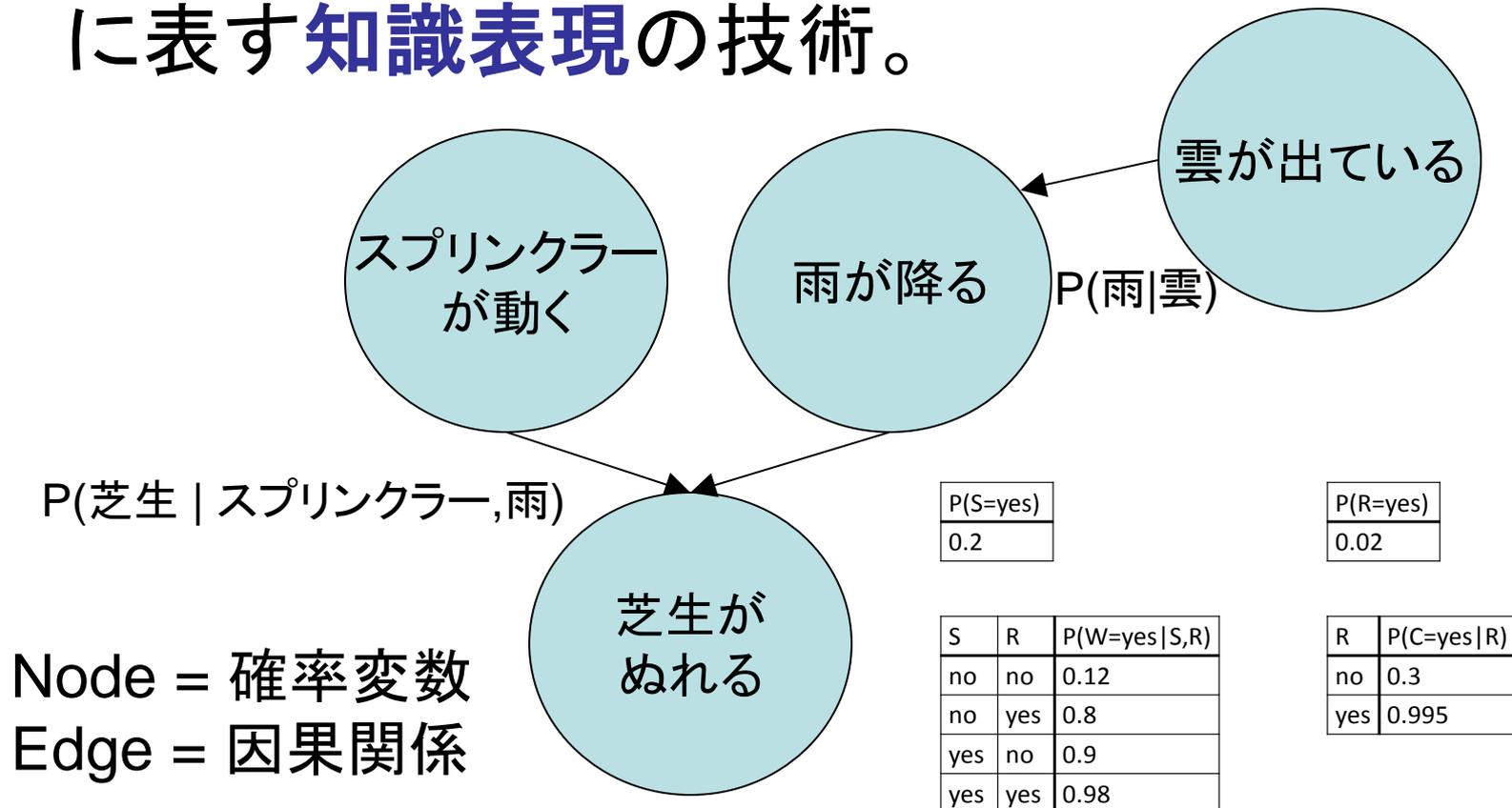
大脳皮質の不思議さ

- 脳の様々な高次機能（認識、意思決定、運動制御、思考、推論、言語理解など）が、**たった50個程度**の領野のネットワークで実現されている。



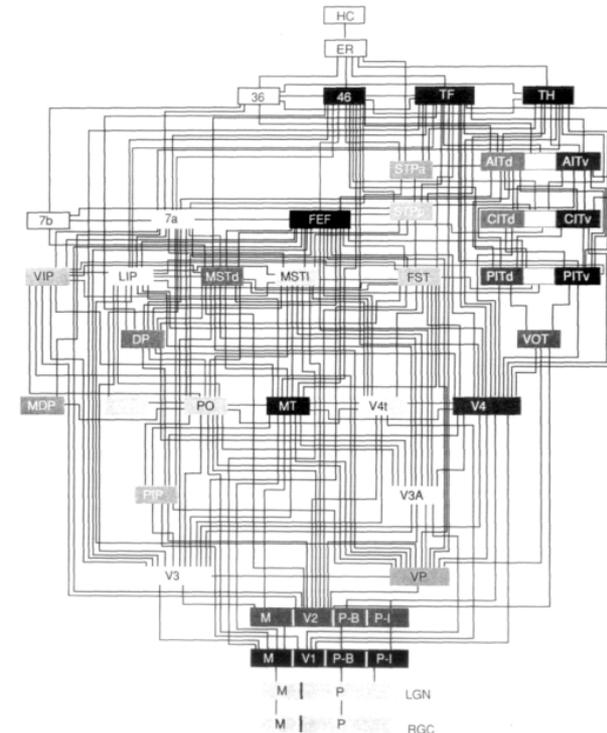
ベイジアンネットワーク [Pearl 1988] とは

- 脳の「直感・連想記憶」と似た働きをする。
- 確率変数の間の因果関係をグラフで効率的に表す知識表現の技術。



大脳皮質とベイジアンネットの類似点

- トップダウンとボトムアップの非対称の接続
- 局所的かつ非同期な情報のやり取りだけで動作
- 値が非負
- 情報が正規化される
- ヘブ則学習
- 文脈や事前知識に依存した認識
- ベイズに基づく動作



ベイジアンネットを使った大脳皮質モデル

- 視覚野の機能、運動野の機能、解剖学的構造、電気生理学的現象などを説明
 - [Lee and Mumford 2003]
 - [George and Hawkins 2005]
 - [Rao 2005]
 - [Ichisugi 2007] [Ichisugi 2010] [Ichisugi 2011] [Ichisugi 2012]
 - [Rohrbein, Eggert and Korner 2008]
 - [Hosoya 2009] [Hosoya 2010] [Hosoya 2012]
 - [Litvak and Ullman 2009]
 - [Chikkerur, Serre, Tan and Poggio 2010]
 - [Hasegawa and Hagiwara 2010]
 - [Dura-Bernal, Wennekers, Denham 2012]

近似確率伝搬アルゴリズム [Ichisugi 2007]

$$l_{XY}^{t+1} = z_Y^t + W_{XY} o_Y^t$$

$$o_X^{t+1} = \prod_{Y \in \text{children}(X)} l_{XY}^{t+1}$$

$$k_{UX}^{t+1} = W_{UX}^T b_U^t$$

$$p_X^{t+1} = \sum_{U \in \text{parents}(X)} k_{UX}^{t+1}$$

$$r_X^{t+1} = o_X^{t+1} \otimes p_X^{t+1}$$

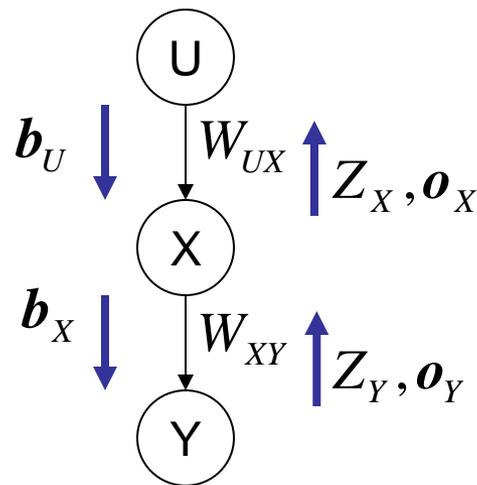
$$Z_X^{t+1} = \sum_i (r_X^{t+1})_i \quad (= \|r_X^{t+1}\|_1 = o_X^{t+1} \bullet p_X^{t+1})$$

$$z_X^{t+1} = (Z_X^{t+1}, Z_X^{t+1}, \dots, Z_X^{t+1})^T$$

$$b_X^{t+1} = (1/Z_X^{t+1}) r_X^{t+1}$$

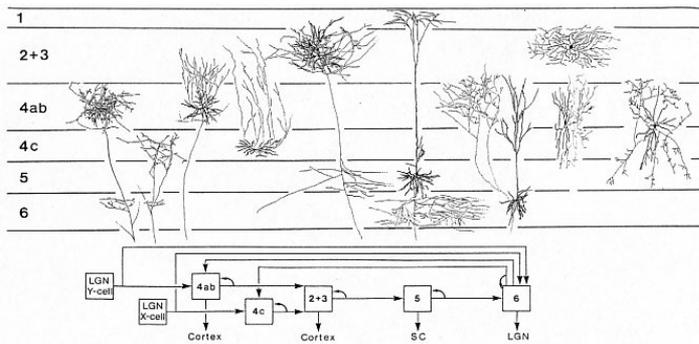
ただし、 $\mathbf{x} \otimes \mathbf{y} = (x_1 y_1, x_2 y_2, \dots, x_n y_n)^T$

Pearl のアルゴリズム [Pearl 1988] をいくつかの仮定のもとで近似。

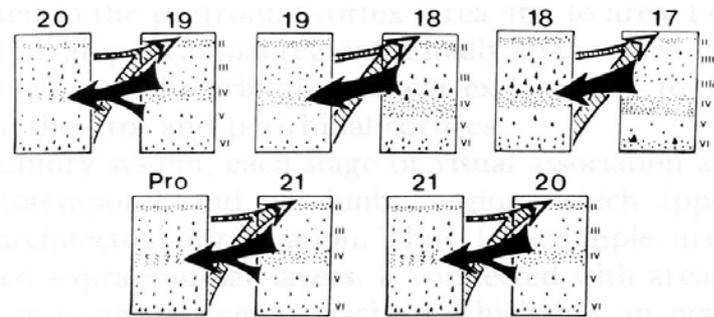


- ・神経回路で実現可能
- ・大規模化可能な計算量・記憶量

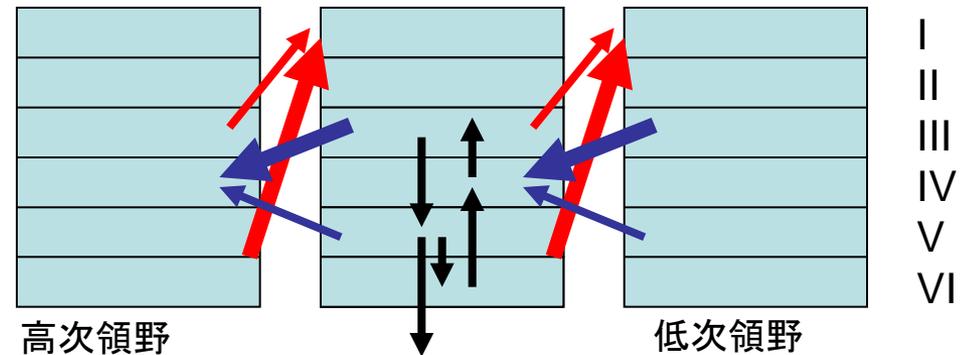
コラム構造・6層構造との一致



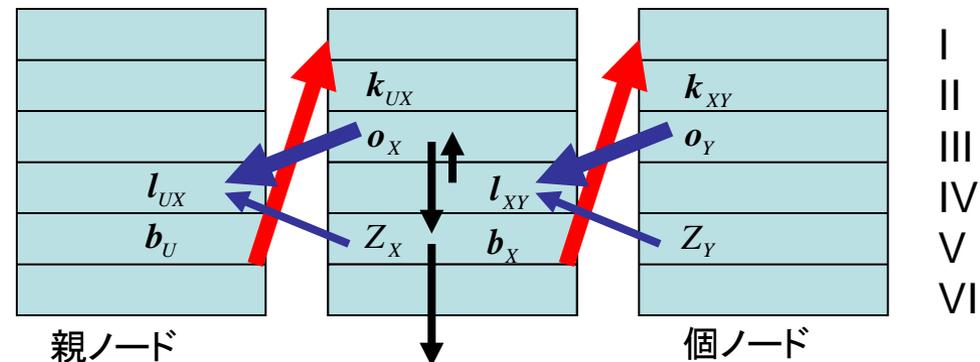
[Gilbert 1983]



[Pandya and Yeterian 1985]



解剖学的構造

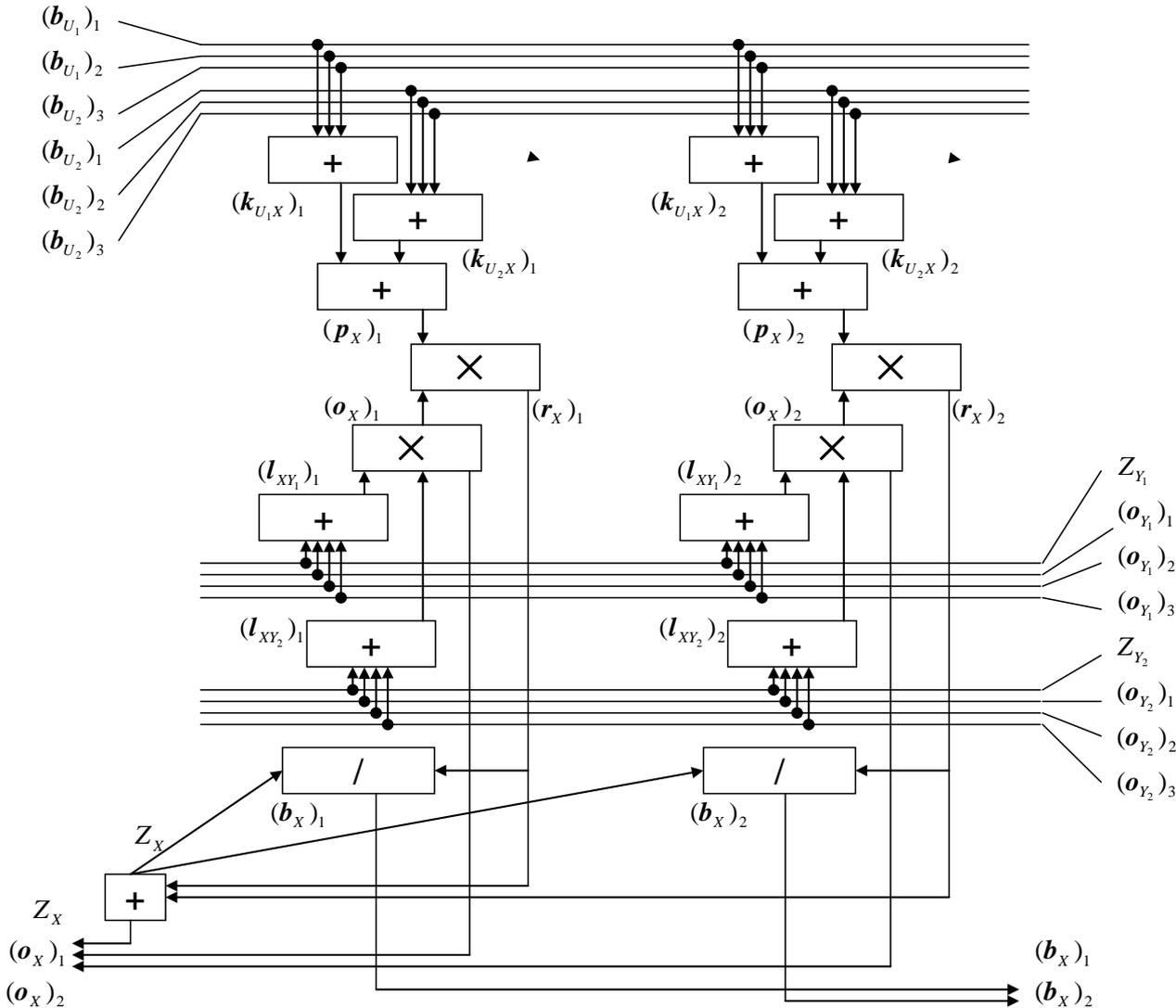


モデル

Pandya, D.N. and Yeterian, E.H., Architecture and connections of cortical association areas. In: Peters A, Jones EG, eds. Cerebral Cortex (Vol. 4): Association and Auditory Cortices. New York: Plenum Press, 3-61, 1985.

Gilbert, C.D., Microcircuitry of the visual-cortex, Annual review of neuroscience, 6: 217-247, 1983.

各変数の値を計算する回路



I

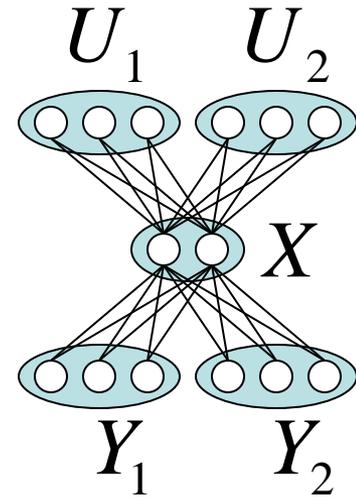
II

III

IV

V

VI

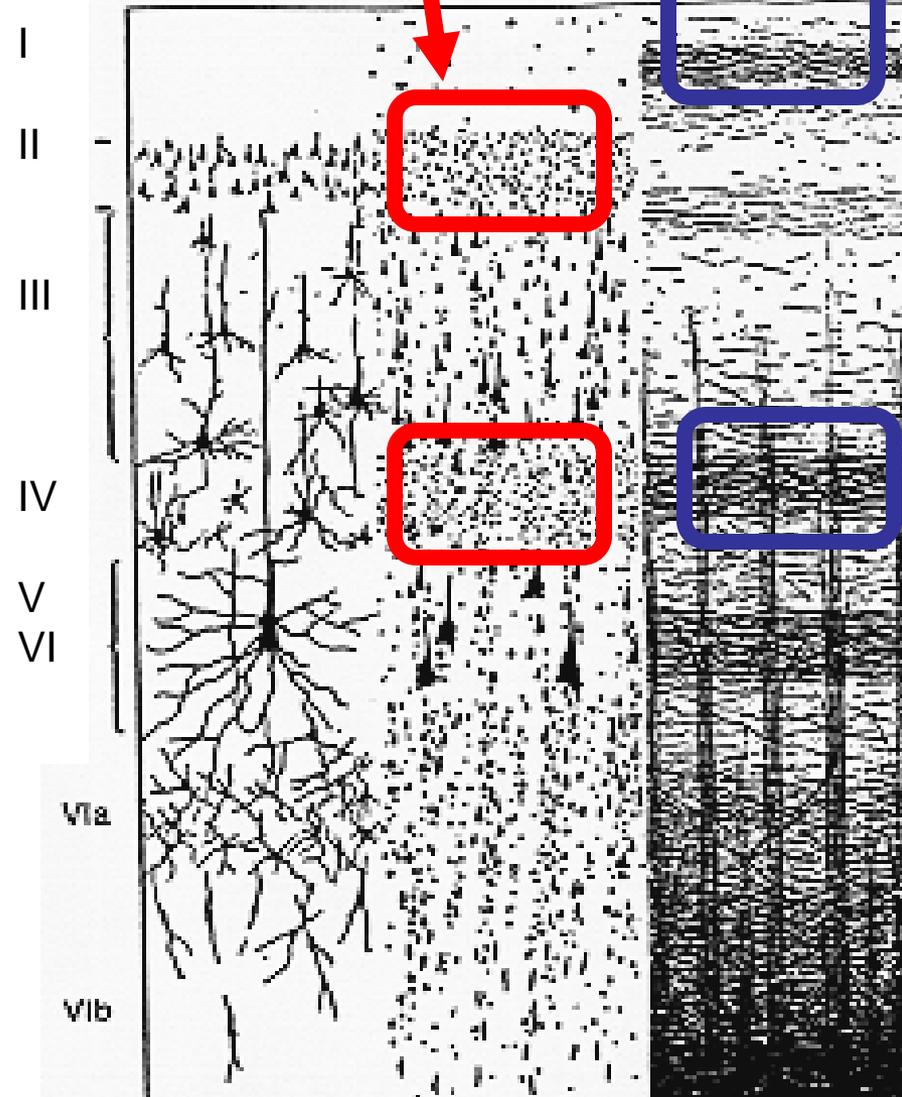
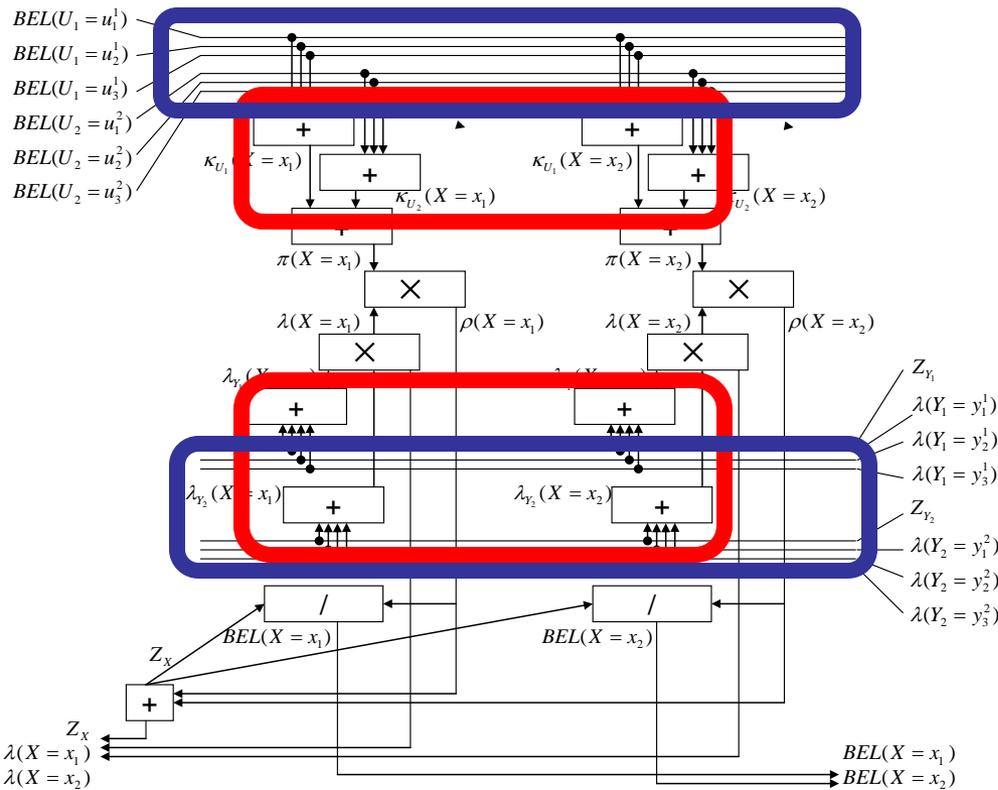


左図は、上記
BESOMネットワー
クのノードXのユ
ニットの値を計算
する回路

大脳皮質の構造との一致

1層、4層の
水平線維

2層、4層の細かい細胞



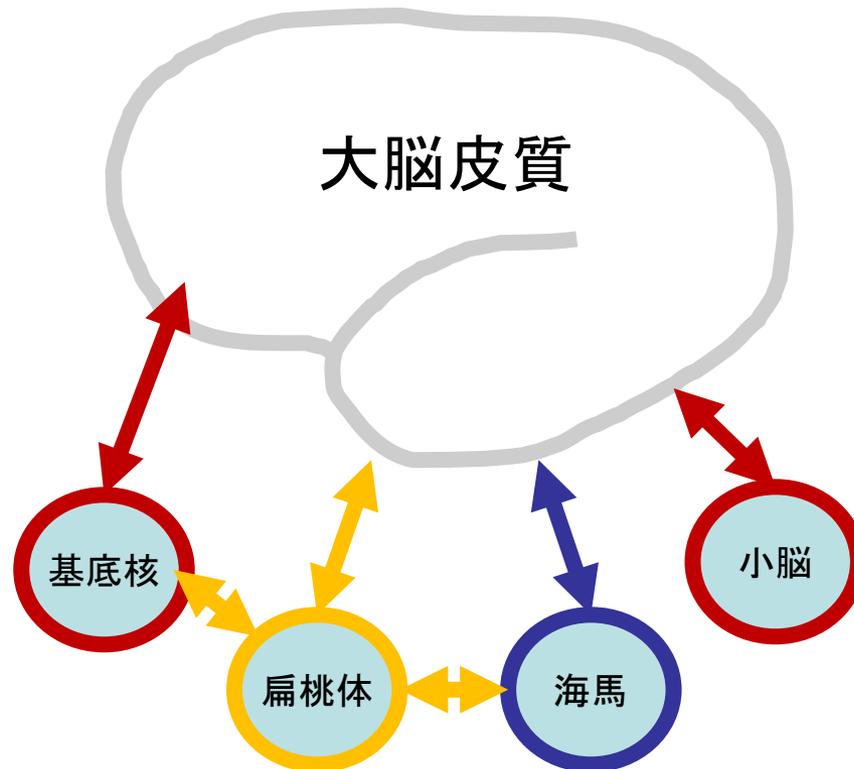
K. Brodmann, Vergleichende Lokalisation der Grosshirnrinde. in: ihren Prinzipien dargestellt auf Grund des Zellenbaues., J.A. Barth, Leipzig, 1909.

This figure is taken from the following Web page.
<http://web.sc.itc.keio.ac.jp/anatomy/brodal/chapter12.html>

他の主な器官のモデル

- 大脳基底核: 意思決定に関与
 - 動作原理は**強化学習**
- 海馬: エピソードの一時的な記憶
 - 動作原理は**自己連想ネットワーク**
- 小脳: 運動を滑らかにする
 - 動作原理は**教師あり学習** (リキッドステートマシン、パーセプトロン)
- 扁桃体: 情動と条件刺激の間の連合学習

各器官は大脳皮質を中心に 相互に接続



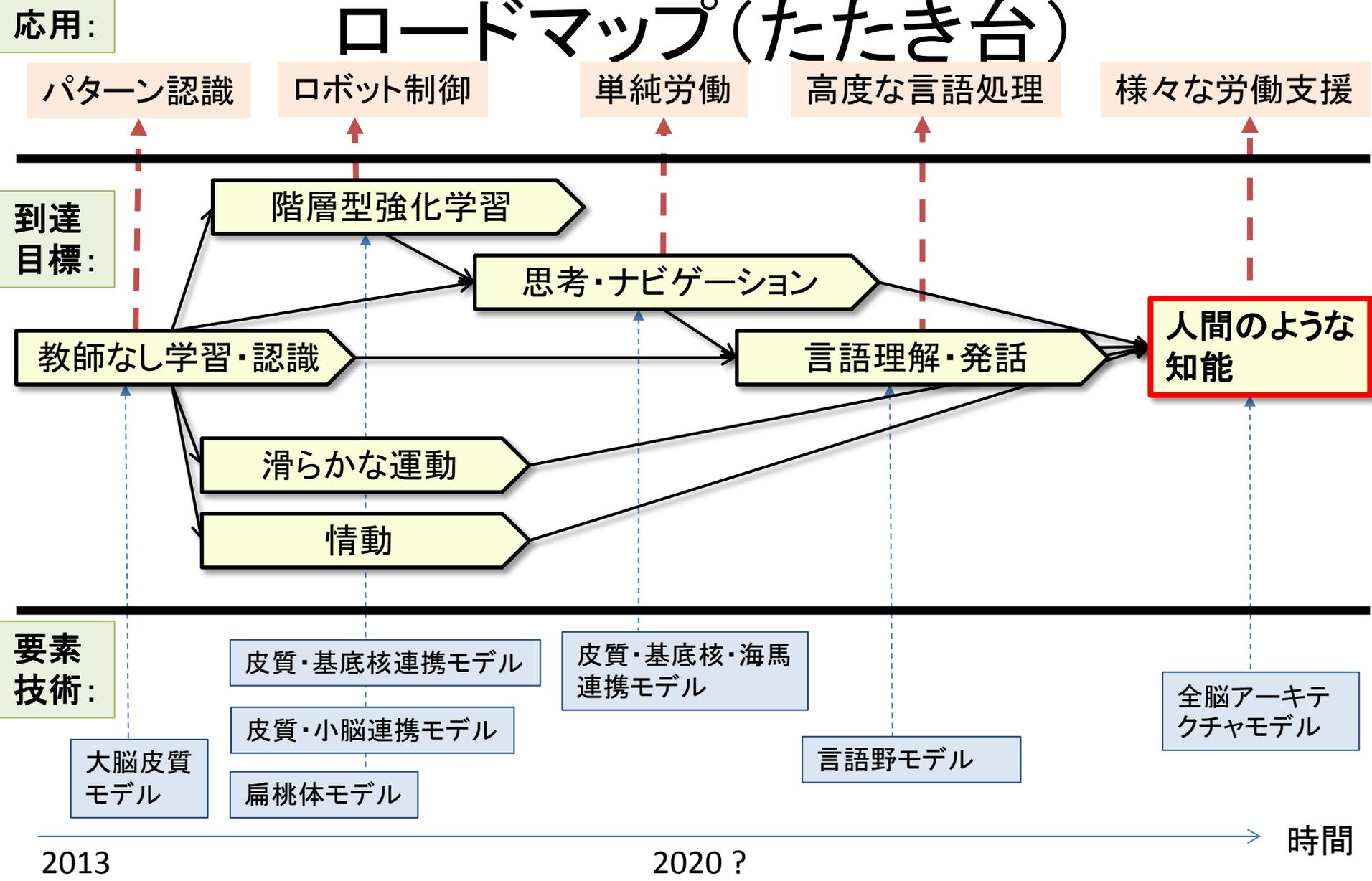
すべての脳の機能は、実現方法がすでにわかっているのか？

- **No !**
- 「実現方法が自明でない機能」を様々な専門家の方々から具体的に**引き出したい**。
 - 今回の勉強会の個人的な目標の1つ。
 - 全脳アーキテクチャ解明の非常に良いヒントになるので。

ロードマップの必要性

- わかりやすい達成目標から構成されるロードマップがあれば研究は進みやすい。
- 純粹に思弁的に知能を目指すアプローチは、ロードマップが**抽象的になりがち**。
- 一方、「**全脳アーキテクチャ解明**」はロードマップが作りやすい。
 - 各器官の役割が比較的明確。
 - 既存技術と比べた定量的な性能評価も可能。

大脳皮質モデルを中心とした ロードマップ(たたき台)



全脳アーキテクチャ俯瞰図(たたき台)

統合	すべての機能を統合するモジュール (全脳アーキテクチャモデル)				
	滑らかな運動 モジュール (皮質・小脳連 携モデル)	言語理解・発話モジュール (言語野モデル)			情動モ ジュール (扁桃体モ デル)
		思考・ナビゲーションモジュール (皮質・基底核・海馬連携モデル)			
		階層型強化学習モジュール (皮質・基底核連携モデル)			
	教師あり学習 モジュール (小脳モデル)	強化学習モ ジュール (大脳基底核 モデル)	教師なし学習・認 識モジュール (大脳皮質 モデル)	エピソード記憶 モジュール (海馬モデル)	
パーセプトロン、 リキッドステー トマシン	強化学習	Deep learning, SOM, ベイジアン ネット	自己連想ネット ワーク、直交符 号化	連合学習	

部品

全脳アーキテクチャ俯瞰図(たたき台)

統合 ↑ ↓ 部品	すべての機能を統合するモジュール (全脳アーキテクチャモデル)			
	滑らかな運動 モジュール (皮質・小脳連 携モデル)	言語理解・発話モジュール (言語野モデル)		情動モ ジュール (扁桃体モ デル)
		思考・ナビゲーションモジュール (皮質・基底核・海馬連携モデル)		
		階層型強化学習モジュール (皮質・基底核連携モデル)		
	教師あり学習 モジュール (小脳モデル)	強化学習モ ジュール (大脳基底核 モデル)	教師なし学習・認 識モジュール (大脳皮質 モデル)	エピソード記憶 モジュール (海馬モデル)
パーセプトロン、 リキッドステー トマシン	強化学習	Deep learning, SOM, ベイジアン ネット	自 ワ 号化	

これまでの
計算論的神経科学

この研究の簡単ではないところ

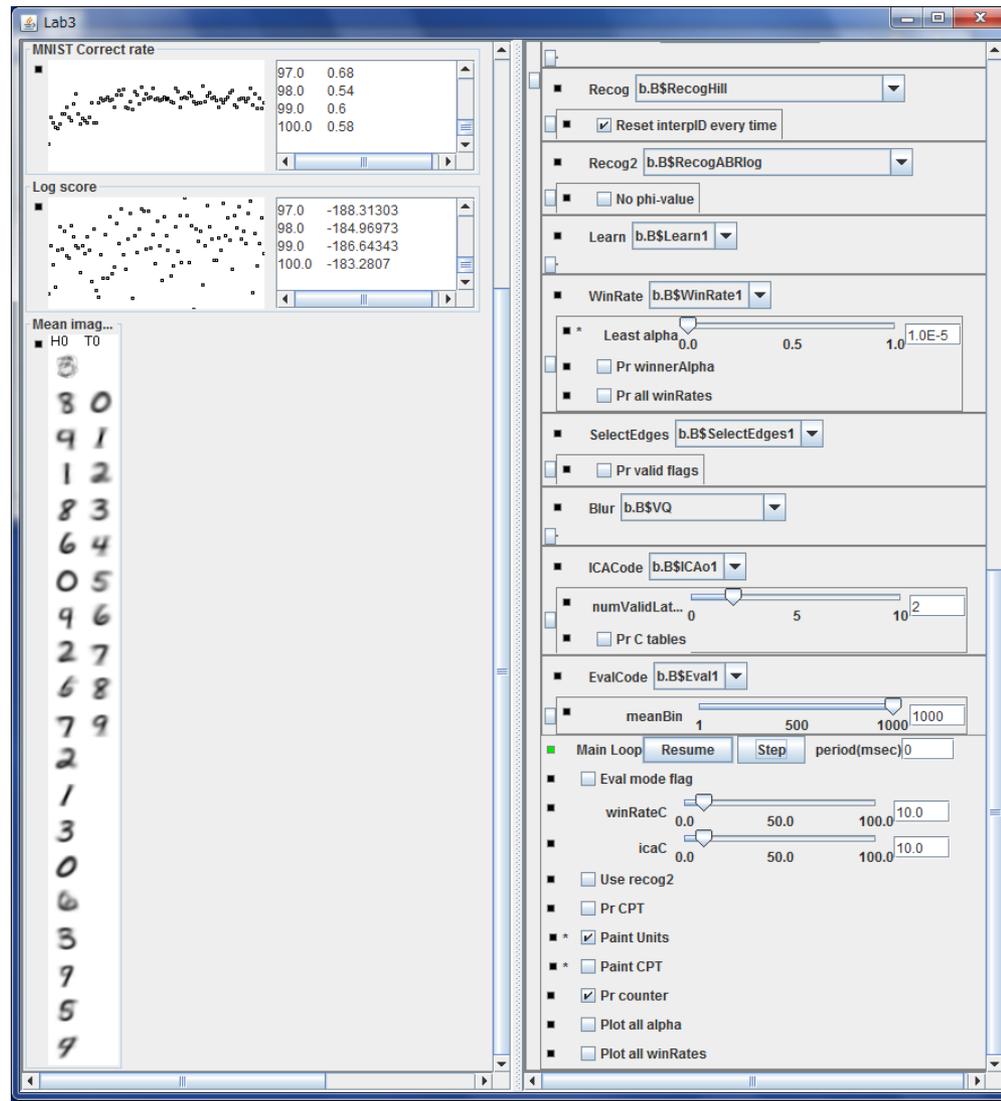
- 複数の分野の**幅広い知識**が必要。
 - 神経科学、機械学習、認知科学
- 実装のむずかしさ。
 - 機械学習はテストしにくい。可視化しにくい。
 - 実装ロジックが正しくても動かない。(NaN、オーバーフロー、アンダーフロー)
 - 理論と実装が正しくても動かない。(局所解・過適合)
 - 複数の実装、テスト方法、可視化方法、たくさんのハイパラメタの組み合わせ爆発。

全脳アーキテクチャ勉強会

開発支援ツール
BESOM-lab

アルゴリズム開発支援ツール BESOM-lab Ver.3.0

- GUIツールキット
- コンポーネントウェア
- 大脳皮質モデル
BESOM
- ベータ版のソース
(Java)を公開中



「BESOM download」

<http://staff.aist.go.jp/y-ichisugi/besom/download.html>

まとめ

- 各器官の間の連携のモデルを作れば脳全体の機能が再現できるはず。
- 参考:「全脳アーキテクチャ解明に向けて」
<http://staff.aist.go.jp/y-ichisugi/brain-archi/j-index.html>

