

# アジェンダ

- 18:10-18:50 **開催趣旨説明、「大脳皮質と Deep Learning」**
  - 産業技術総合研究所 一杉 裕志
- 18:50-19:30 **「視覚皮質の計算論的モデル --- 形状知覚における図地分離と階層性」**
  - 筑波大学 システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻 酒井 宏 教授
- 19:30-19:40 休憩 10分間
- 19:40-20:20 **「Deep Learning技術の今」**
  - 株式会社プリファードインフラストラクチャー (PFI) 得居 誠也 氏
- 20:20-20:50 パネル討論 進行: 富士通研 山川 宏
- 21:00- 懇親会 (会場近く)

# 開催趣旨説明

第2回 全脳アーキテクチャ勉強会

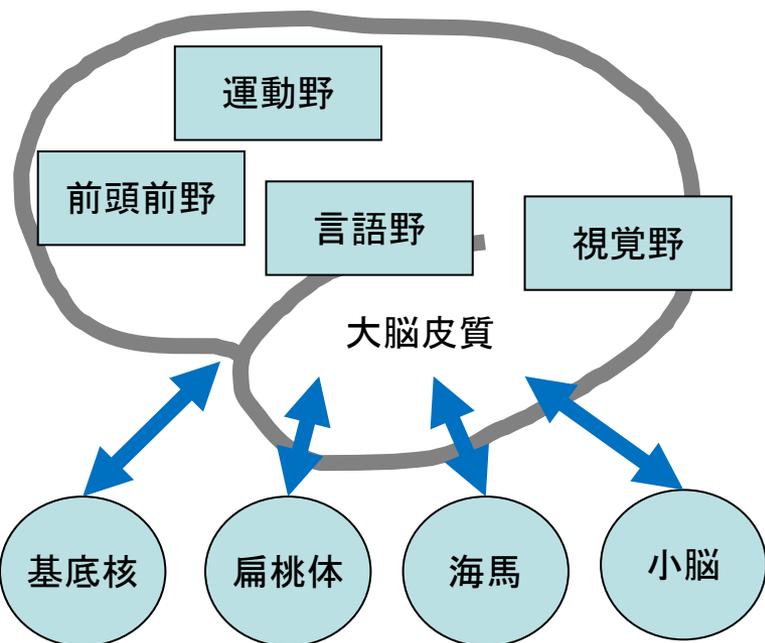
2014-01-30

産業技術総合研究所

一杉裕志

# 脳の各器官のモデル

脳を構成する主要要素



## 脳の各器官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?

脳の知能に関係する主要な器官の計算論的モデルは**不完全ながら出そろってきている**。これらの器官の間の連携のモデルを考えることで、脳全体の機能の再現に挑戦すべき時期に来ている。

# 我々(私)の目標

- 人間と同じタスクをこなせる賢い機械を作る。
  - 危険、単調、汚い仕事、知的重労働・・・。
- そのための**最短かつ確実と思われる手段**として、まず脳のアーキテクチャを理解しそれを参考にしたい。
- 「鳥にヒントを得て  
性能のよい飛行機を作る」
- このような研究の**先駆者**を目指しませんか？

# 誤解を恐れずに非常におおざっぱに 例えると・・・

- 脳全体のアーキテクチャはコンピュータのアーキテクチャとおおまかに対応付けられる、と今のところは考えている。
  - 強化学習する領野のシナプス: **プログラム**
  - 強化学習する領野の発火: プログラムカウンタ
  - 強化学習しない領野のシナプス: **データ構造**
  - 強化学習しない領野の発火: レジスタ
  - 海馬のシナプス: メモリ
  - 海馬の発火: メモリからレジスタへの読み出し
  - 情動の機構: システム全体の目的を規定

全脳アーキテクチャを計算機上で再現するために  
チャレンジすべき課題はたくさんある。

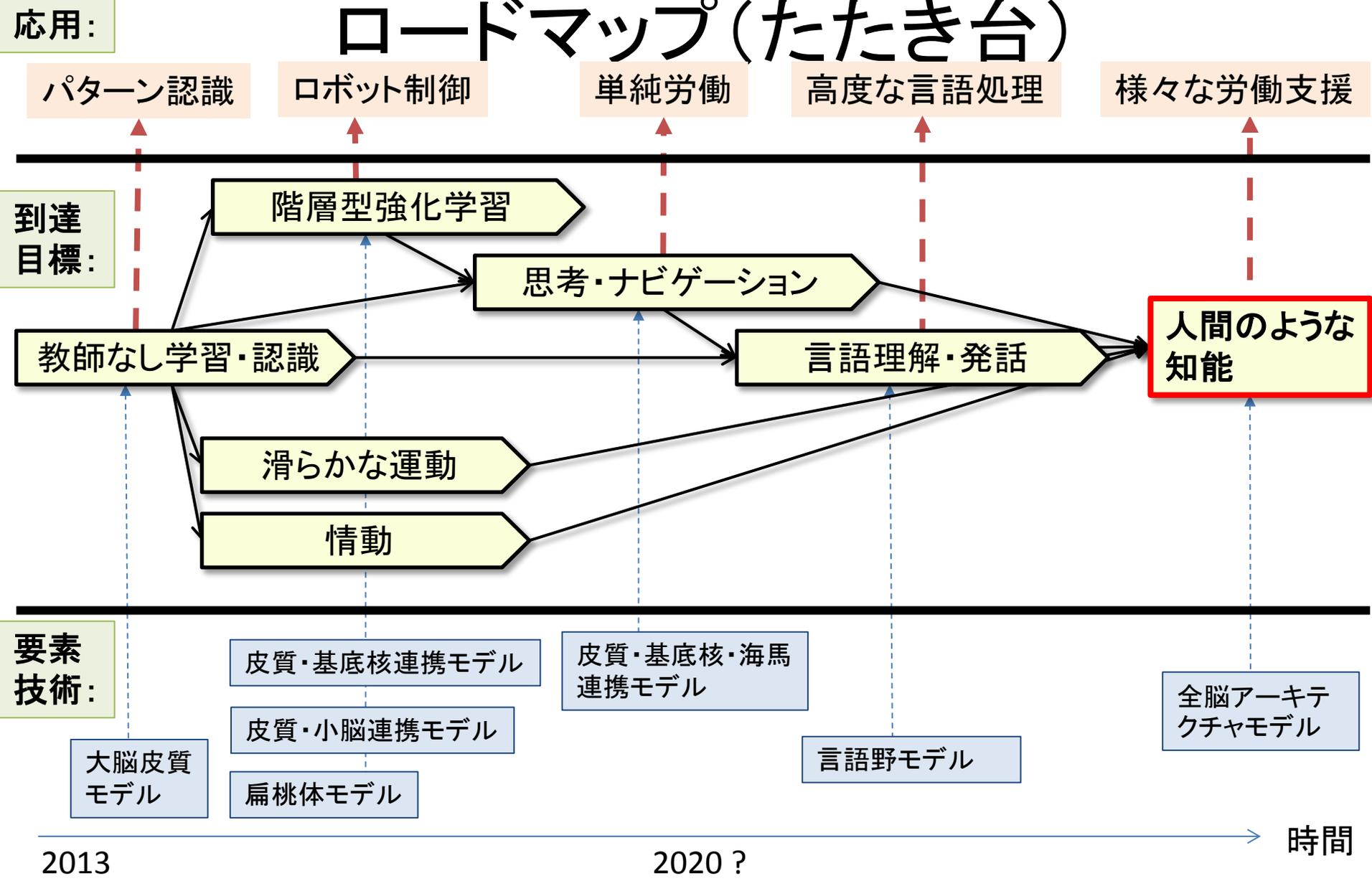
# 非常に重要な課題

## 表現学習の問題

Deep learning は表現学習というAIの根源的な問題を解くために有効な手法の1つであると思われる。

- どうすれば**効率的に**プログラムとデータ構造を獲得できるのか？
  - 強化学習する領野のシナプス: **プログラム**
  - 強化学習する領野の発火: プログラムカウンタ
  - 強化学習しない領野のシナプス: **データ構造**
  - 強化学習しない領野の発火: レジスタ
  - 海馬のシナプス: メモリ
  - 海馬の発火: メモリからレジスタへの読み出し
  - 情動の機構: システム全体の目的を規定

# 大脳皮質モデルを中心とした ロードマップ(たたき台)



# 参加者のみなさまにお願いしたいこと

- いろいろな分野の専門家とお知り合いになりたいです。どの分野の知見も研究のなにがしかのヒントになります。
- この勉強会はあくまで**勉強のきっかけ**。予習・復習は必要です。
- 質問大歓迎。できれば手短かに。1人でも多く。
- 懇親会やネットでもどんどん質問してください。
  - Facebook グループ「全脳アーキテクチャ」  
<https://www.facebook.com/groups/whole.brain.architecture/>
  - 私のブログ「BESOM(ビーソム)ブログ」  
<http://besom1.blog85.fc2.com/>

# 今日の勉強会の目的

- 下記の3点にからめた話題提供を3人の講演者に行っていただいた後、これらに関してパネル討論を行います。
  1. 人工知能における表現獲得の問題
  2. 大脳皮質モデルのベンチマーク・評価方法
  3. 現在の Deep Learning で実現できていないこと

# 大脳皮質と Deep Learning

第2回 全脳アーキテクチャ勉強会

2014-01-30

産業技術総合研究所

一杉裕志

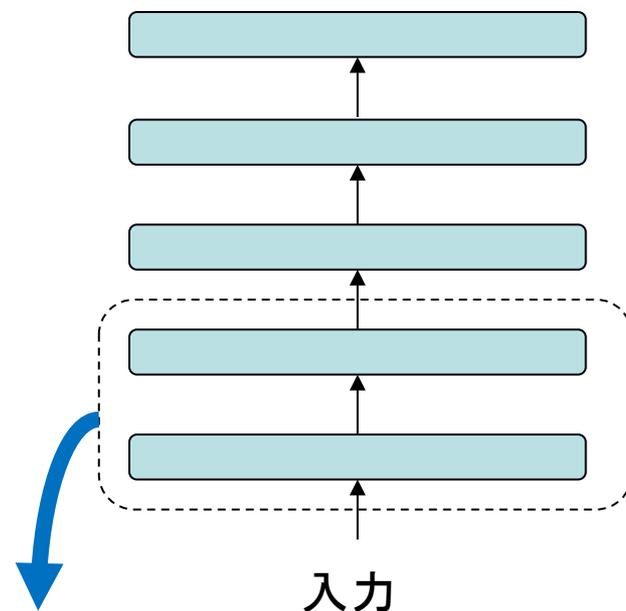
関連URL:「大脳皮質と deep learning の類似点と相違点」

<http://staff.aist.go.jp/y-ichisugi/rapid-memo/brain-deep-learning.html>

# Deep Learning とは

- たくさんの層を持つ大規模ニューラルネット。[Hinton et al. 2006] , etc.
- 画像認識、音声認識などの分野で高い性能を出し注目を浴びる技術。

Deep learning の構造の一例：  
2層教師なし機械学習器を積み重ねたもの。



Restricted Boltzmann Machine,  
auto-encoder などの  
教師なし機械学習器。

# Deep Learning の源流

## Neocognitron [Fukushima 1980]

当時の視覚野の知見をもとに作られた、実際に手書き文字認識を行うモデル。

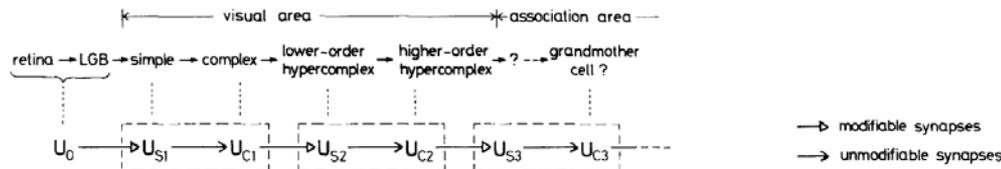


Fig. 1. Correspondence between the hierarchy model by Hubel and Wiesel, and the neural network of the neocognitron

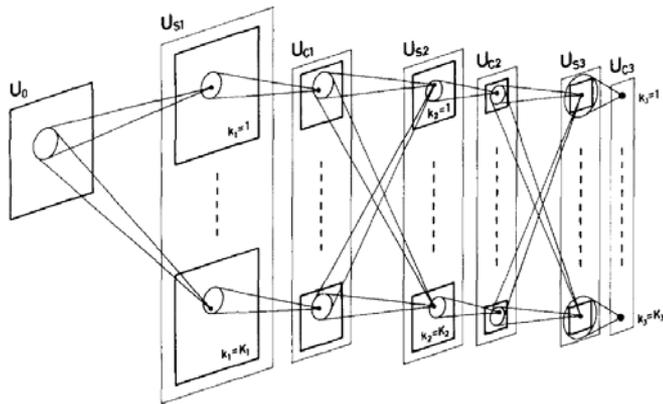


Fig. 2. Schematic diagram illustrating the interconnections between layers in the neocognitron

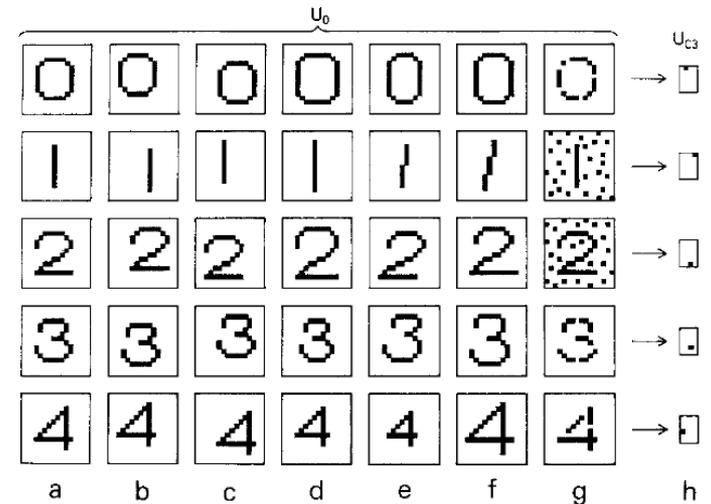


Fig. 6. Some examples of distorted stimulus patterns which the neocognitron has correctly recognized, and the response of the final layer of the network

K. Fukushima. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4): 93-202, 1980.

「脳科学大事典」

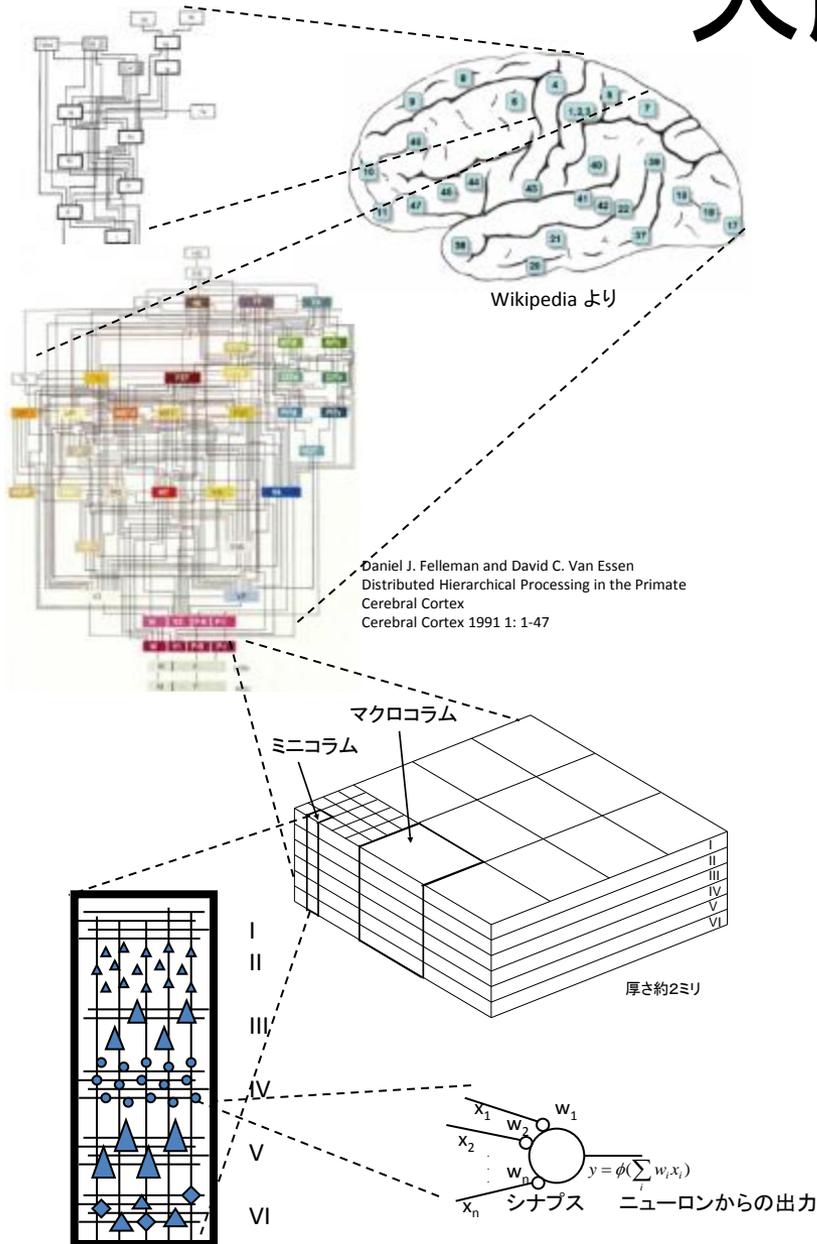
甘利 俊一 (編集), 外山 敬介 (編集) 出版社: 朝倉書店 (2000/04)

ISBN-13: 978-4254101560

pp.851--859 の解説が、分かりやすい。

# 大脳皮質の情報処理にみられる 様々な階層構造

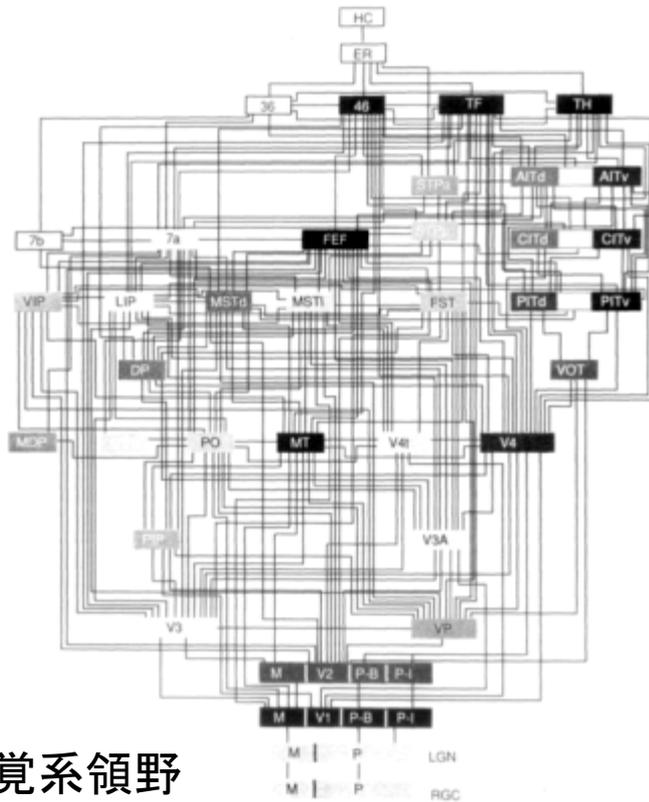
# 大脳皮質



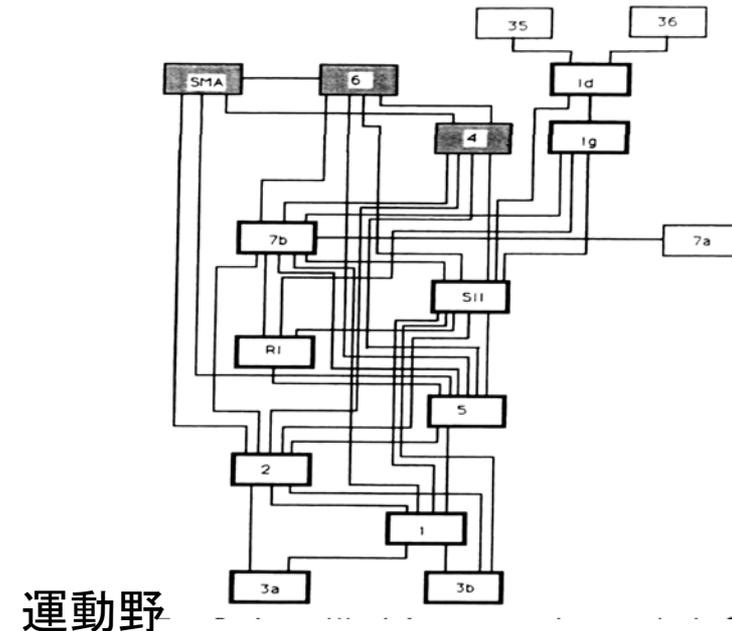
- 脳の様々な高次機能（認識、意思決定、運動制御、思考、推論、言語理解など）が、**たった50個程度**の領野のネットワークで実現されている。

# 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。

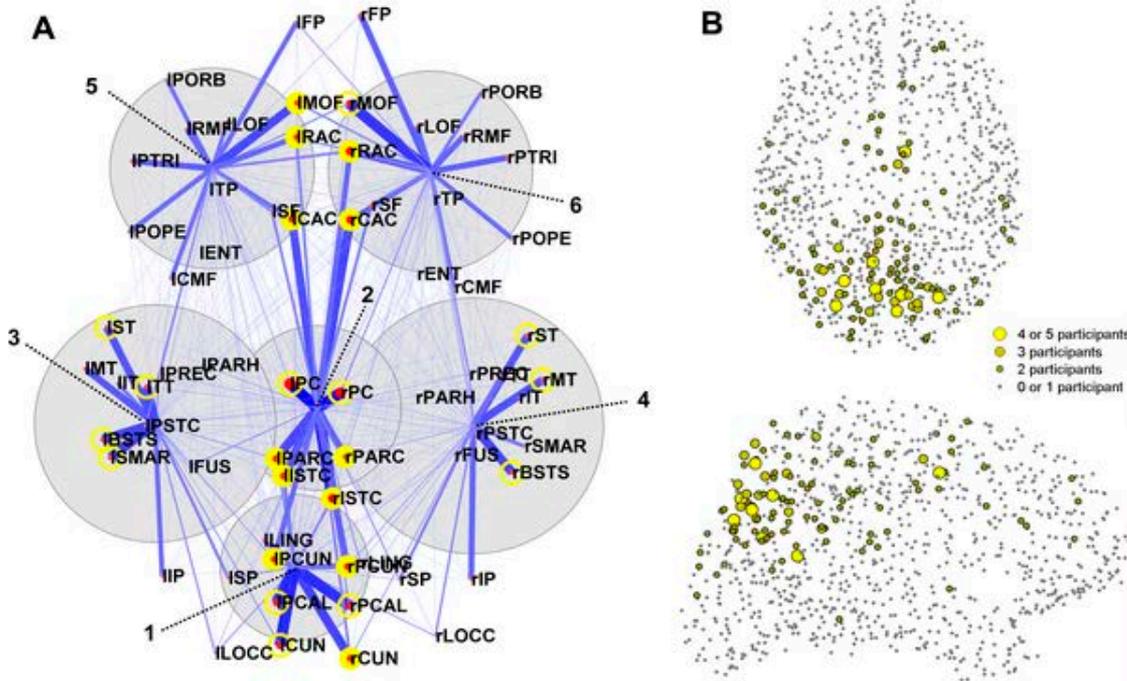


Daniel J. Felleman and David C. Van Essen  
Distributed Hierarchical Processing in the Primate Cerebral Cortex  
Cerebral Cortex 1991 1: 1-47



# 最新の解剖学的知見

- コネクトーム、脳機能イメージングの分野ではハブ構造が注目されているらしい。
  - 従来の階層構造を否定する知見ではないのでは？



PLOS biology  
Mapping the structural core of Human cerebral cortex  
Patric Hagmann et al, July 2008.  
<http://www.plosbiology.org/article/info:doi/10.1371/journal.pbio.0060159>

# 大脳皮質と deep learning の 大きな類似点

- 領野の階層構造

- 視覚野 腹側経路 V1 → V2 → V4 → PIT → CIT → AIT
- 視覚野 背側経路 V1 → V2 → MT・MIP → MST・LIP
- 体性感覚野 3野 → 1野 → 2野 → 5野 → SII → 7b
- 運動野 M1 → SMA・PM

- Deep learning との大きな類似点

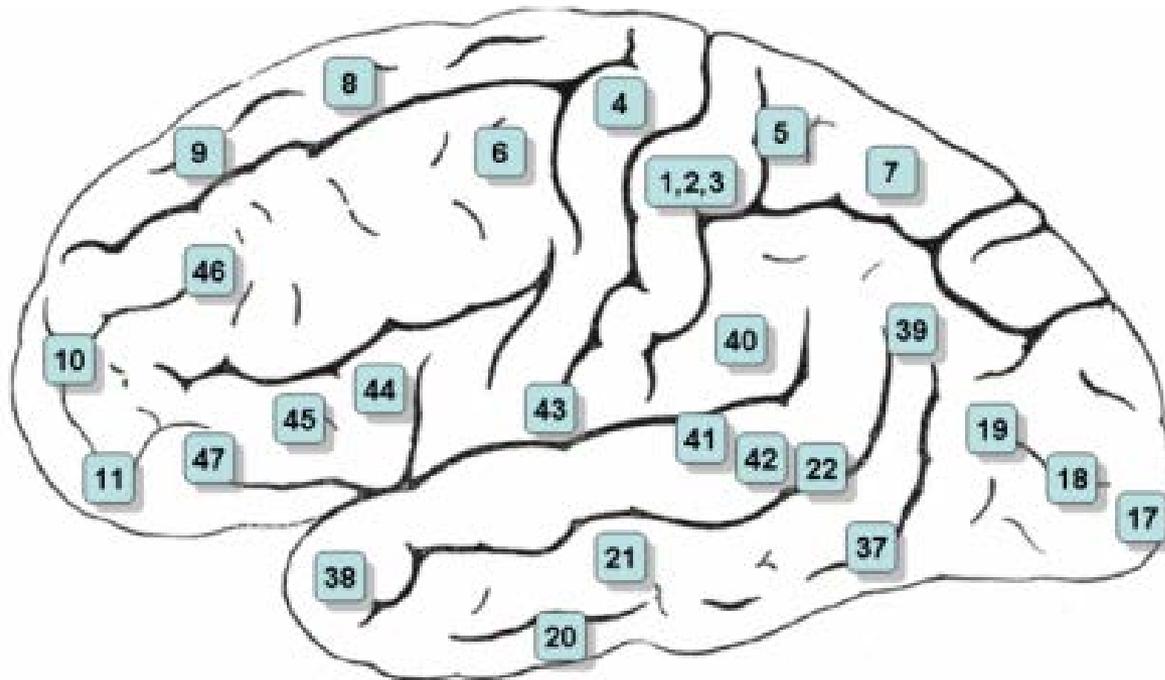
- 上の層ほど多くの特徴量(感覚入力)を統合。
- 上の層ほど複雑な情報を表現。
- 上の層ほど抽象度が高い情報を表現。

# 大脳皮質と現状の Deep Learning の 大きな相違点

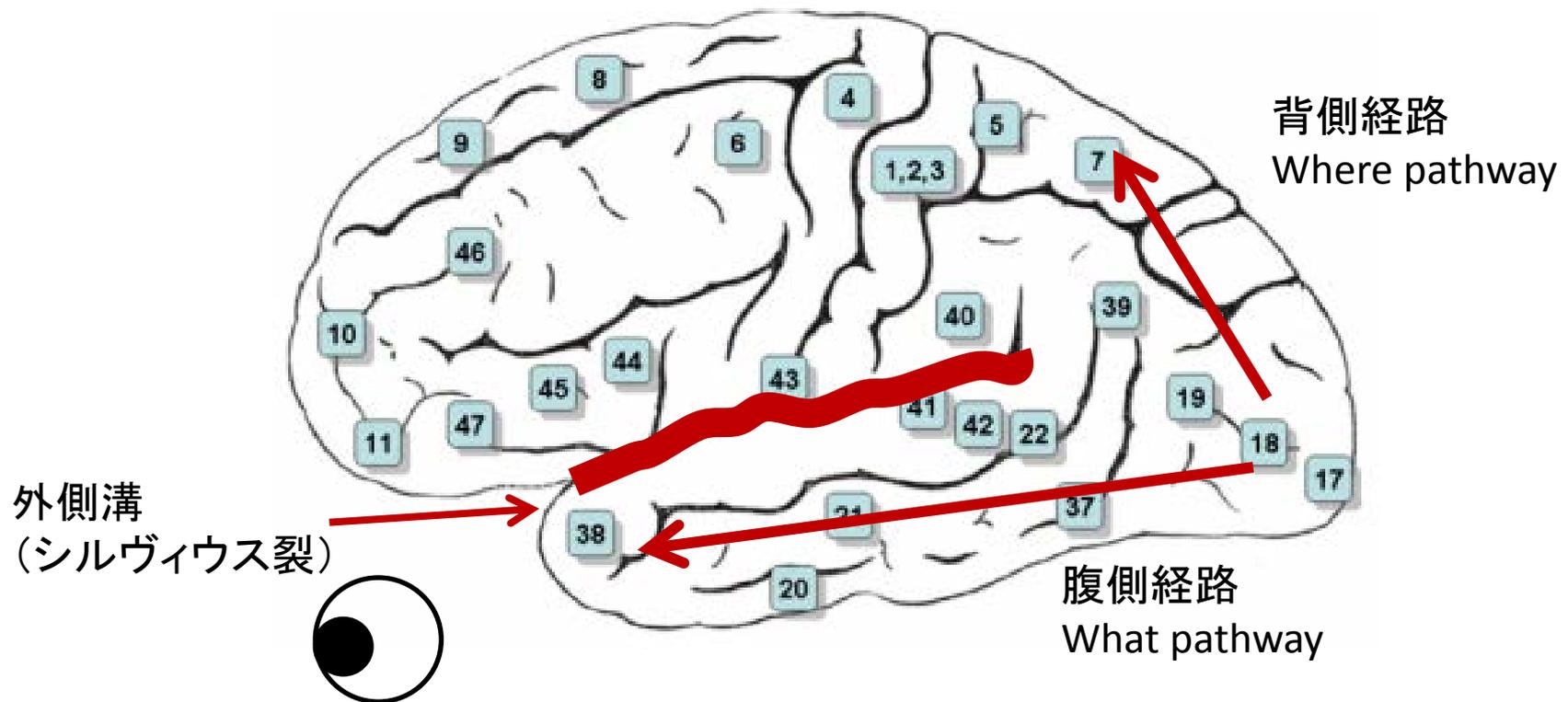
- 大脳皮質の領野は非常に個性が強い。
  - (このあと具体的に、わかりやすい側面のみに着目して紹介していきます。)
- 領野が扱うべき情報が先天的に決まっていて、それに合わせたネットワーク構造や prior が作り込まれていると思われる。
- この構造に学べば性能のよい deep learning システムが作れるかも？

# 大脳皮質

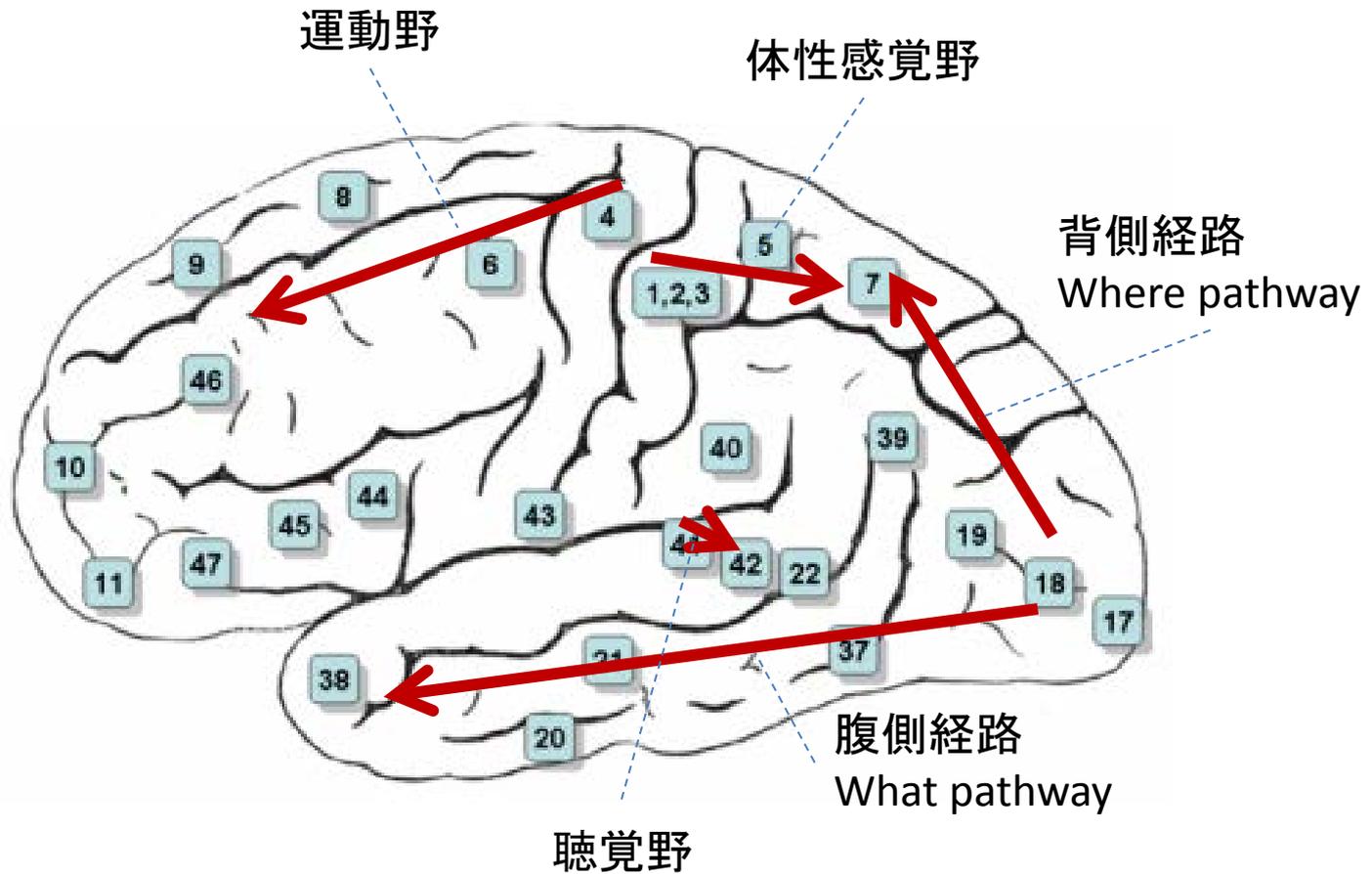
- およそ50の領野



# 腹側経路と背側経路



# 他の階層的な構造



# 背側経路(where pathway)

- 視覚刺激の位置を表現。
- **MIP: 網膜座標**
- **LIP: 身体中心座標**
  - 頭の向きによらない。
- **7a: 環境中心座標**
  - 頭・体の向きによらない。

Dorsal premotor neurons encode the relative position of the hand, eye, and goal during reach planning.

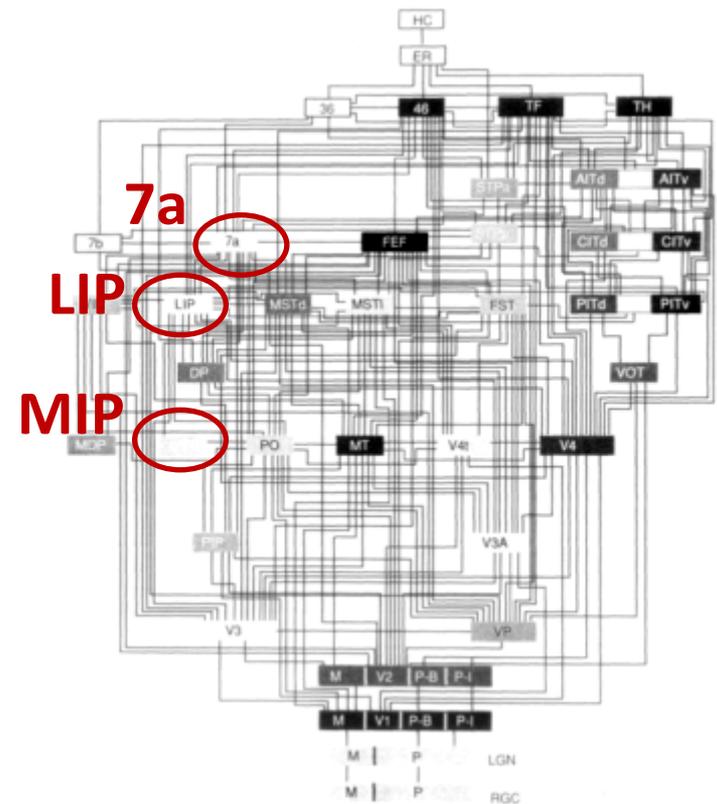
Neuron. 2006 Jul 6;51(1):125-34

Pesaran B, Nelson MJ, Andersen RA

Nature. 1998 Aug 27;394(6696):887-91.

Separate body- and world-referenced representations of visual space in parietal cortex.

Snyder LH, Grieve KL, Brotchie P, Andersen RA.



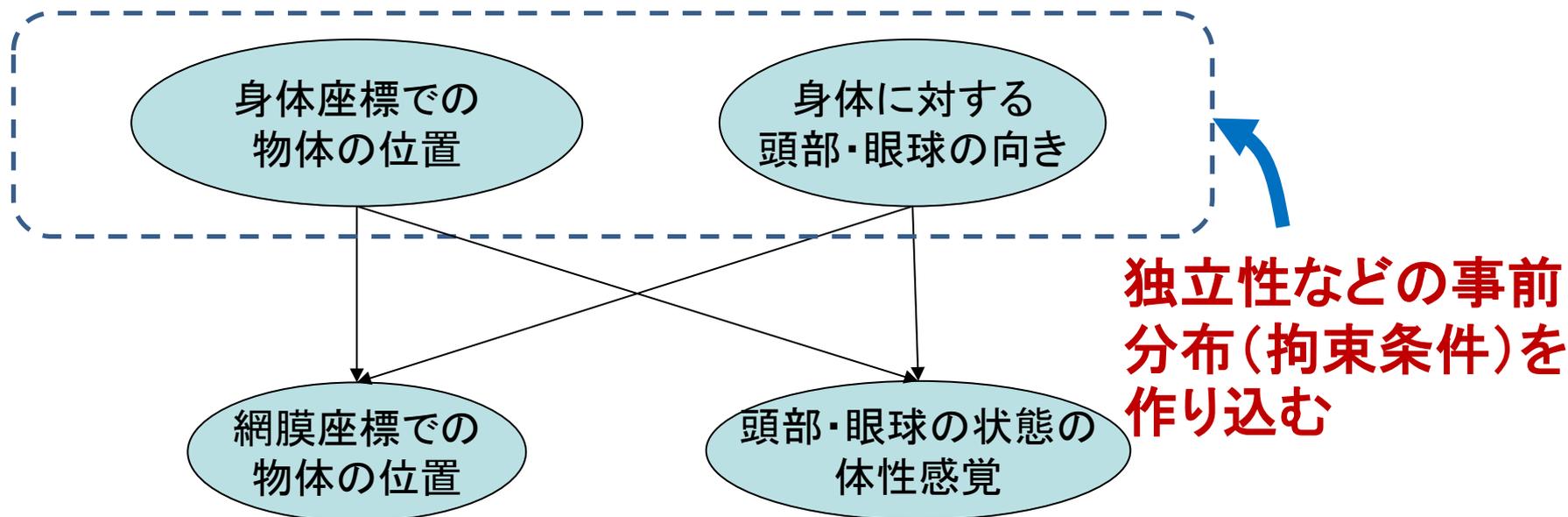
Daniel J. Felleman and David C. Van Essen  
Distributed Hierarchical Processing in the Primate Cerebral Cortex  
Cerebral Cortex 1991 1: 1-47

# 座標変換するネットワークの 自己組織化は可能か？

- 私の仮説：非線形BSS(暗号信号源分離)と解釈すれば可能ではないか？

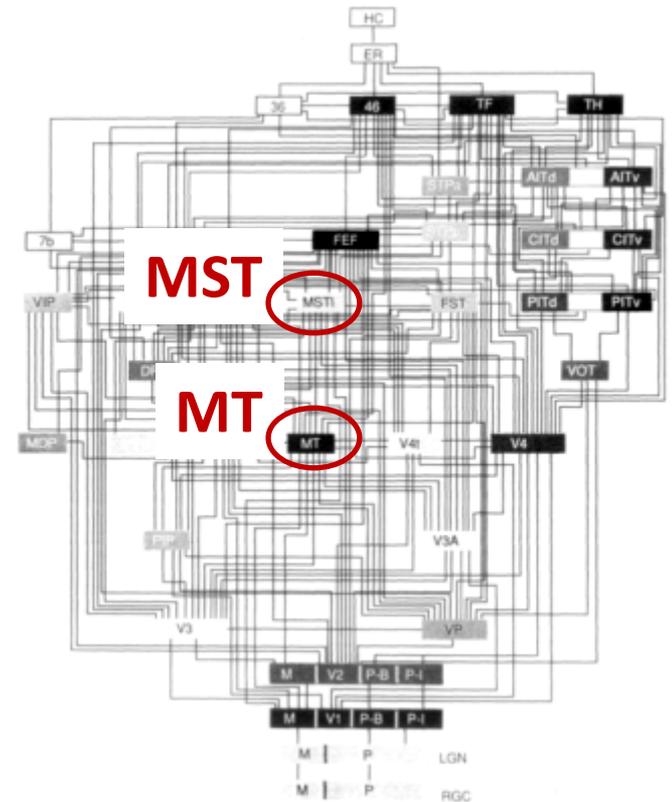
網膜座標での物体の位置

= 身体座標での物体の位置 + 身体座標での頭部・眼球の向き



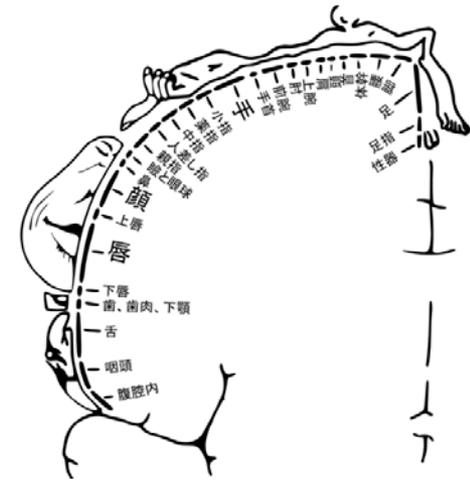
# 背側経路(where pathway)

- 視覚刺激の動きを表現。
- **MT: 網膜座標**
  - オプティカルフローを表現。  
(視覚刺激の速度と方向)
- **MST: 身体中心座標?**
  - 回転、拡大・縮小などより複雑な動きを表現。



# 体性感覚野

- 3野→1野→2野→5野→SII→7b



ペンフィールドのホムンクルス

[http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/d/d4/Somatosensory\\_cortex\\_ja.png/580px-Somatosensory\\_cortex\\_ja.png](http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/d/d4/Somatosensory_cortex_ja.png/580px-Somatosensory_cortex_ja.png)

3野: 単純な接触刺激

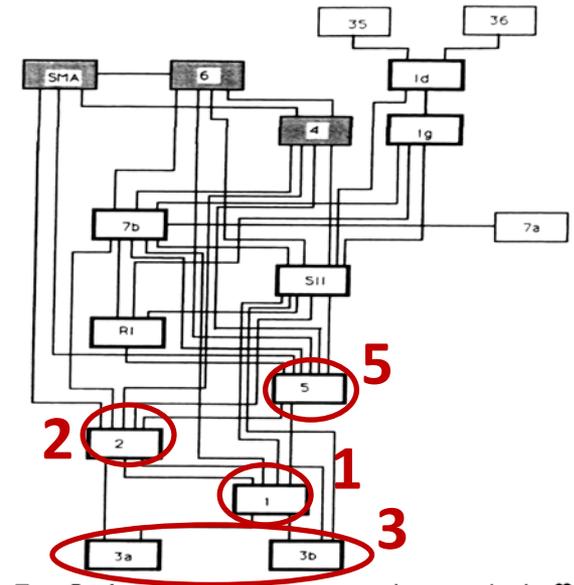
1野: より広い受容野

2野・5野: 「触刺激の動きの有無, その方向, あるいは接触した物体の静的な性質, 例えば角の存在, 形態, 材質などの特徴によりよく応答するニューロン」など

電子情報通信学会知識ベース S3群 - 2編 - 3章

「3-7 体性感覚中枢」(執筆者: 岩村吉晃) 2008

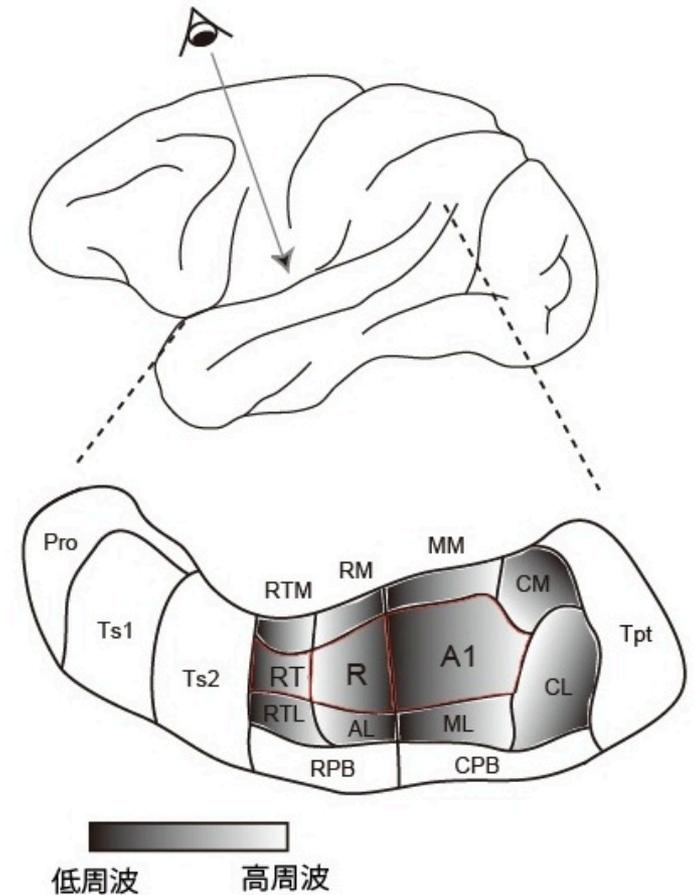
[http://www.ieice-hbkb.org/files/S3/S3gun\\_02hen\\_03.pdf](http://www.ieice-hbkb.org/files/S3/S3gun_02hen_03.pdf)



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

# 聴覚野

- かつては AI, AII と分けられていたが、今日ではもっとたくさんの領野に分けられている。
- 階層構造はある??

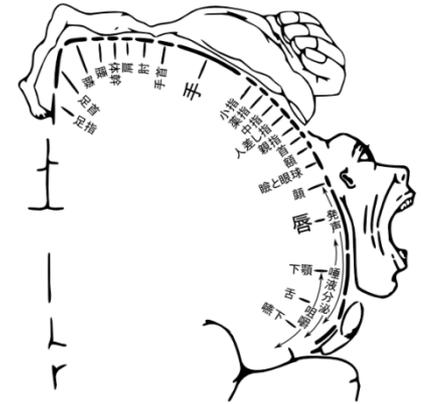


サルの聴覚皮質の領野構成

「聴覚野 - 脳科学辞典」

<http://bsd.neuroinf.jp/wiki/%E8%81%B4%E8%A6%9A%E9%87%8E>

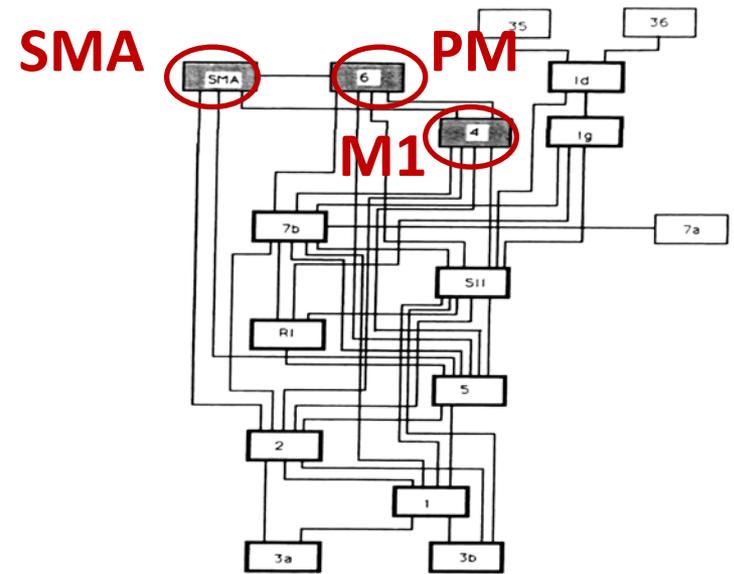
# 運動野



- M1 → PM・SMA
- **M1(一次運動野)**
  - 運動出力との結びつきが強い。
- **PM(運動前野)**
  - ネクタイをしめる、など習熟した動作に関与。

## 運動野のホムンクルス

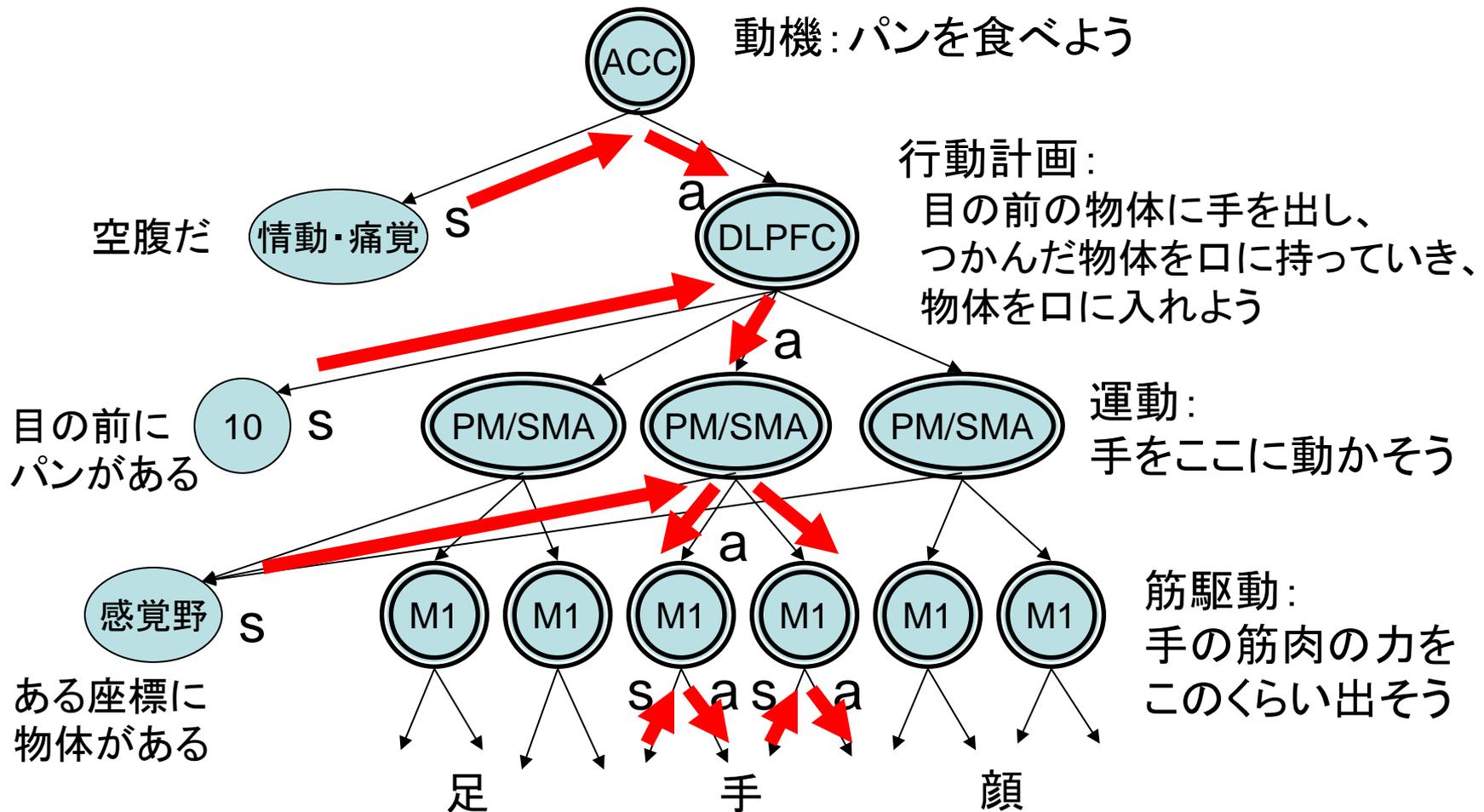
[http://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%95%E3%82%A1%E3%82%A4%E3%83%AB:Motor\\_homunculus-ja.png](http://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%95%E3%82%A1%E3%82%A4%E3%83%AB:Motor_homunculus-ja.png)



参考:「脳と運動—アクションを実行させる脳」  
丹治 順 共立出版 (1999/11)  
ASIN: 432005394X

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

# 脳は状態行動対 $Q(s,a)$ を深いベイジアンネットで学習？（私見）



そのほかの類似点と相違点

# 夢は RBM の Negative phase なのか？？？

- いまのところその仮説を支持する神経科学的知見はないと思う。
- 睡眠中には、海馬に蓄えられていた記憶が  
大脳皮質に定着する、と考えられている。
  - Negative phase の振る舞いと似てない。
- REM睡眠(夢)の役割は、生き残るためのリ  
ハーサル、という説がある。(他の説もある。)
  - 参考:「脳は眠らない 夢を生み出す脳のしくみ」著者:アンドレア・ロック 出版:ランダムハウス講談社

# Deep Learning 関連技術から 脳の理解への貢献はあるか？

- 一般論として、実装が容易な性能改善技術は脳もやっている可能性が高い。

したがって計算論的神経科学者は心に留めておいて損はないと思う。

- ミニバッチ学習

- 海馬から大脳皮質への記憶転送はミニバッチ？？？

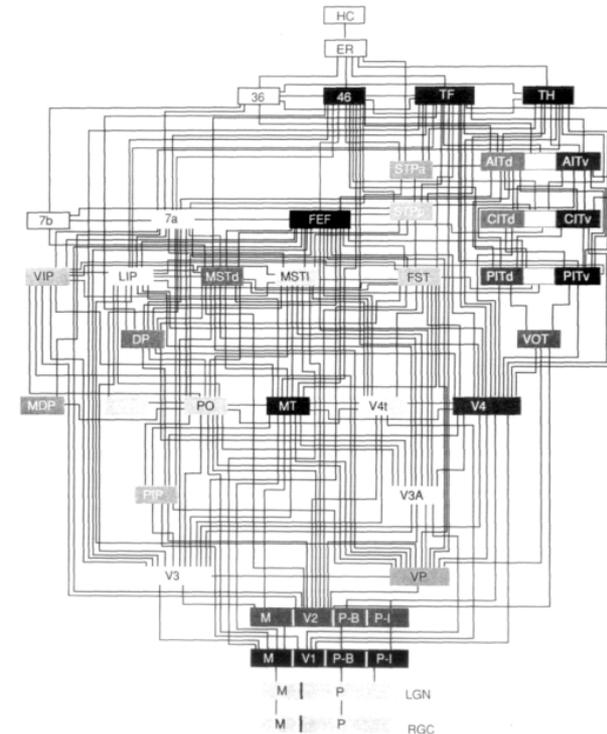
- Momentum

- Dropout

# ベイジアンネットを使った deep learning (開発中)の将来性

# 大脳皮質とベイジアンネットの 類似点 [一杉 2011]

- 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



一杉裕志, 解説: 大脳皮質とベイジアンネット,  
日本ロボット学会誌 Vol.29 No.5, pp.412--415, 2011.  
関連URL:「脳とベイジアンネット」

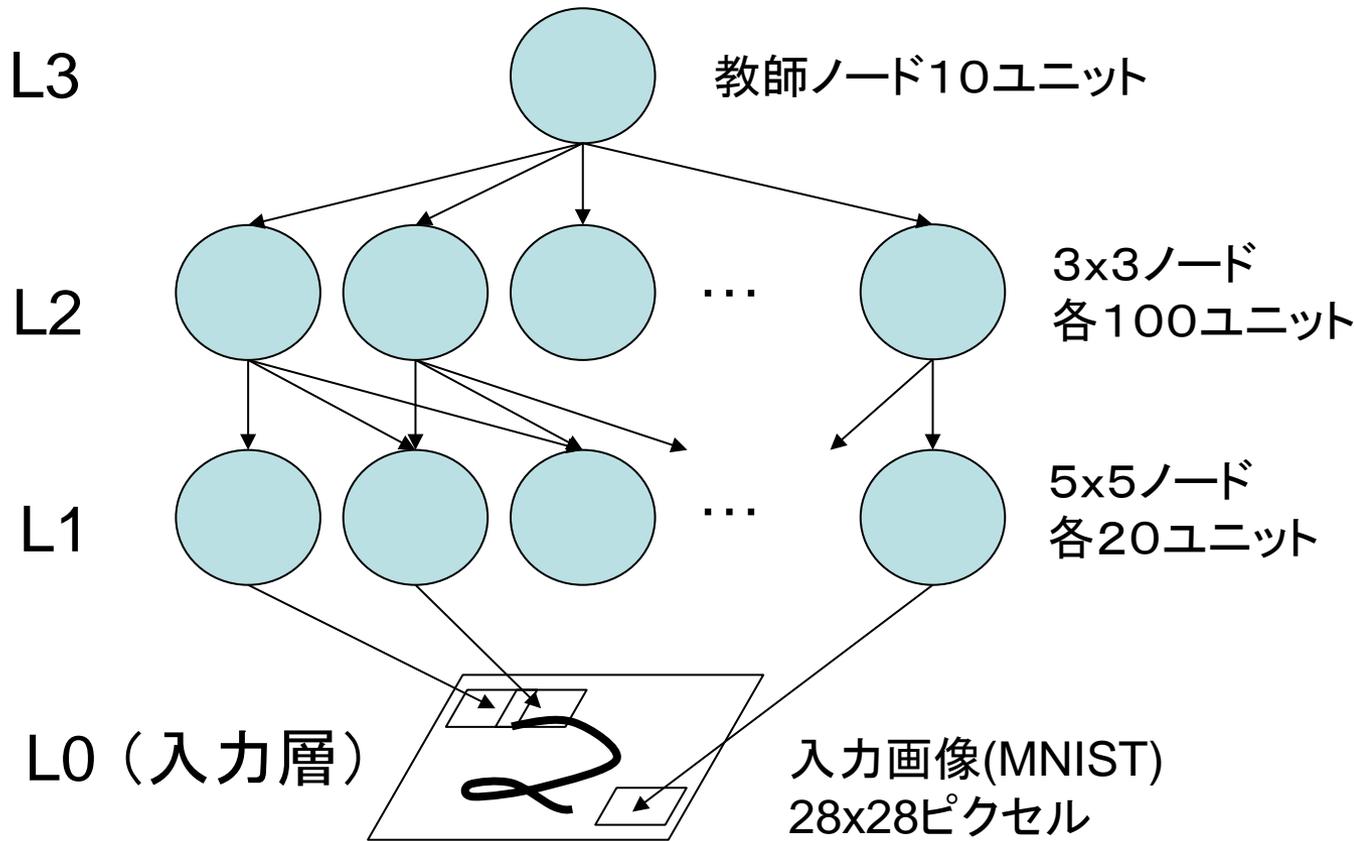
<https://staff.aist.go.jp/y-ichisugi/besom/j-index.html>

# ベイジアンネットワークを使った deep learning が有望と考える理由

- 認識・学習の計算量が大きくない。
  - 認識: Loopy belief propagation
  - 学習: EM algorithm
- Feed forward NN より高機能。
  - 文脈の情報が自然に扱える。
  - 半教師あり学習、欠損データの学習が自然に扱える。
- 生成モデル。
  - 様々な事前知識を作り込みやすい。

# 4層「制限付き」ベイジアンネットワーク

## 手書き数字認識 [一杉 未発表]



$$P(X | U_1, \dots, U_m)$$
$$= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P(X | U_i)$$

Neocognitron,  
Deep Learning  
と同じ深い構造の  
ベイジアンネットワーク

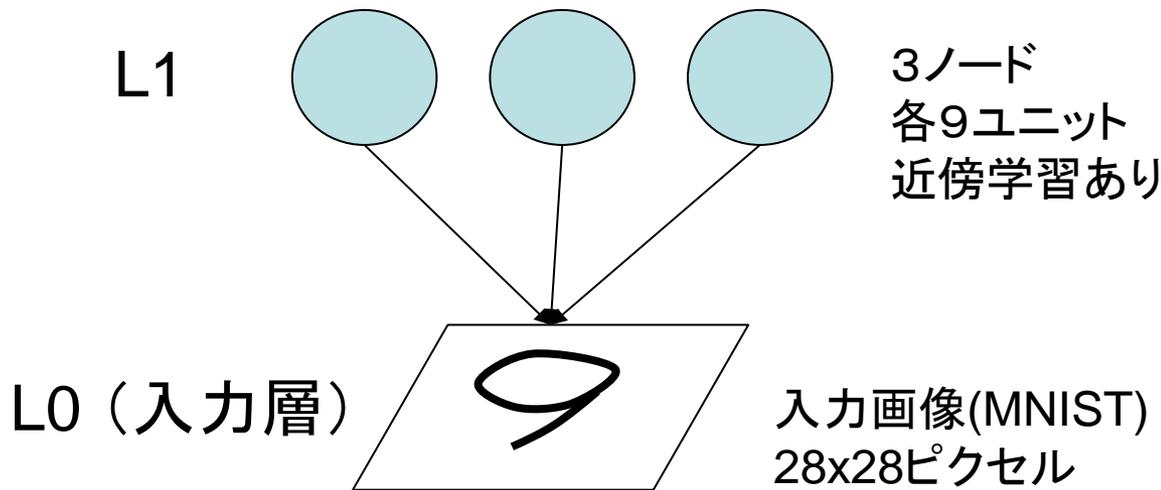
ノード数にたいして  
1入力の処理が  
ほぼ線形時間で動作

注: EMを使う場合、現在  $O(n^2)$

pre-training なし、認識アルゴリズムは  
OOBP、EMアルゴリズムで学習  
認識率: 92%程度

参考:  
linear classifier (1-layer NN) 88%  
Ciresan et al. CVPR 2012 99.87%  
「MNIST handwritten digit database」  
<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>

# 2層「制限付き」ベイジアンネットによる非線形ICA<sub>[一杉 未発表]</sub>



縦棒の傾き、  
まるの形、  
まるの大きさ、  
という3つの特徴量の  
抽出回路が自己組織化。

# 機械学習の性能と事前知識

# 性能を上げるには事前知識が必要

- ノーフリーランチ定理<sup>[David H. Wolpert and William G. Macready 1995]</sup>
- 「工学者や最適化の専門家にとって、この定理は、問題領域の知識を可能な限り使用して最適化すべきだということを示しており、領域を限定して特殊な最適化ルーチンを作成すべきであることを示している。」

「ノーフリーランチ定理 - Wikipedia」

<http://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%8E%E3%83%BC%E3%83%95%E3%83%AA%E3%83%BC%E3%83%A9%E3%83%B3%E3%83%81%E5%AE%9A%E7%90%86>

# Generic Priors for Disentangling Factors of Variation

[Bengio 2013] <http://arxiv.org/abs/1305.0445>

Yoshua Bengio,  
Deep Learning of Representations: Looking Forward,  
Statistical Language and Speech Processing,  
Lecture Notes in Computer Science Volume 7978, 2013, pp 1-37  
[http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-39593-2\\_1#](http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-39593-2_1#)

- Smoothness
- Multiple explanatory factors
- A hierarchical organization of explanatory factors
- Semi-supervised learning
- Shared factors across tasks
- Manifolds
- Natural clustering
- Temporal and spatial coherence
- Sparsity
- Simplicity of Factor Dependencies

# 性能の良い「大脳皮質モデル」の構築に向けて大事だと思うこと

- すべての領野に共通の事前知識を明らかにすべき。
  - Bengio の generic priors をもっと具体化・追加していくべき。
- 個別の領野ごと事前知識を明らかにすべき。
  - 他の領野や感覚器との間の接続関係。
  - 領野ごとのハイパパラメタ。
    - 例：滑らかさの度合い、時間的変化のスピードなど。

これらを明らかにしていくには、  
神経科学的知見と、学習対象の性質に関する工学的考察の両方が大事。

# まとめ

- Deep Learning の源流は脳のモデル。
- Deep Learning の性能を上げるために、脳から学べるところはまだまだたくさんある！
  - 注意：ただし安易に脳を真似しただけでは性能は多分でません。