

全脳アーキテクチャと 大脳皮質モデル BESOM の 実用化研究の構想

2015-05-14

産業技術総合研究所

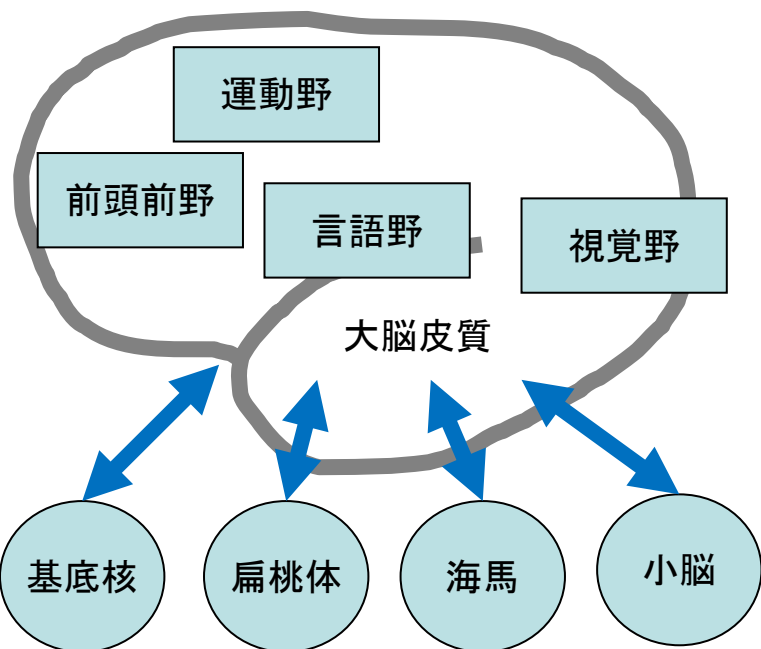
人工知能研究センター

脳型人工知能研究チーム

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。

社会へのインパクト

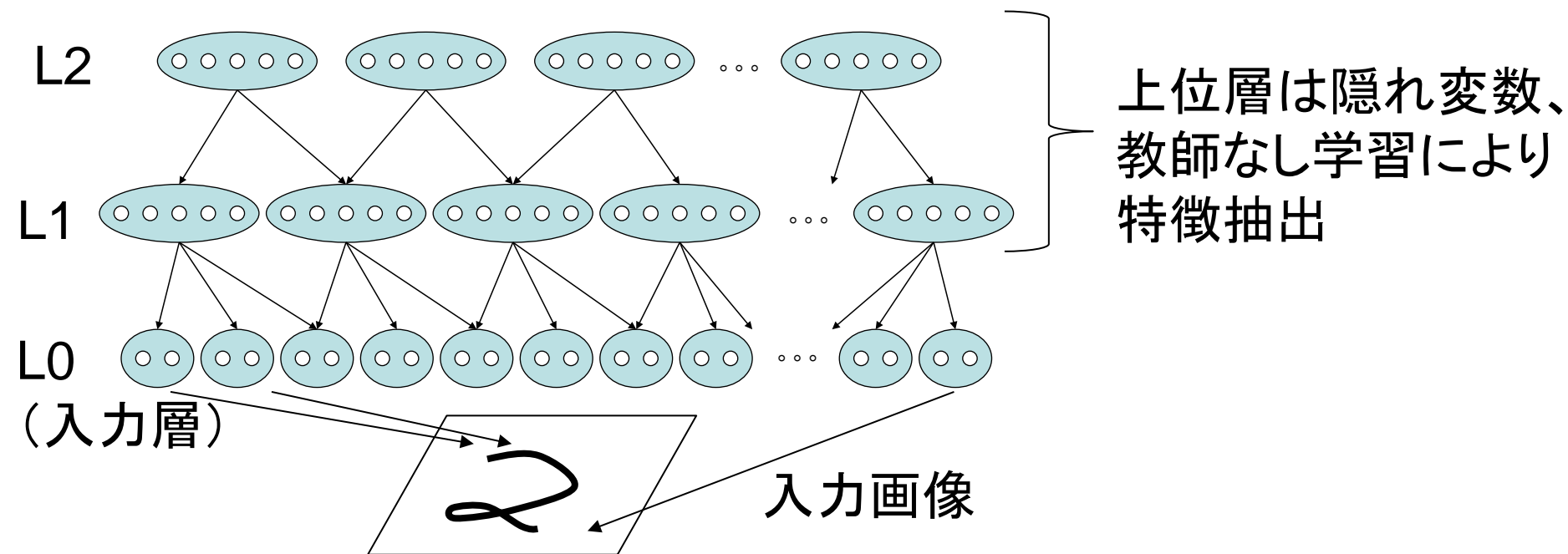
20～30年後？

- 知能の高いロボットによる労働支援により、**人間の労働生産性が限りなく増大**。
 - 富の再配分が正しく行われ、かつ**資源制約の問題が解決**されれば、人類は限りなく豊かになる。
 - 1人1人すべての人間が貴族のような生活。
 - すべての人にロボットの主治医と家庭教師と専属弁護士。
- **核融合研究等と同様に、実現すれば人類に莫大な利益をもたらす研究分野**。

「全脳アーキテクチャ勉強会」を 開催して得た収穫

- 約1年半の全脳アーキテクチャ勉強会のおかげで、脳全体のアーキテクチャの模倣に大きな障害がなさそうな感触を個人的には得た。
- 自分にとっての大きな収穫：
 - 海馬と SLAM の類似点と相違点の理解
 - プランニングとモデルベース強化学習の関係の理解
 - 時系列学習アルゴリズム (ESN, LSTM) の理解
- 今後2年間は再び、最大のボトルネックである大脳皮質モデル BESOM に注力。
 - 5~10年後の実用化に結びつく成果を出したい。

BESOM は Deep Learning と同じ構造をもった制限付きベイジアンネットワーク

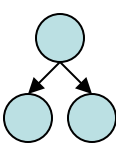
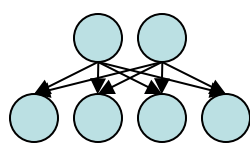
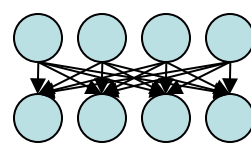
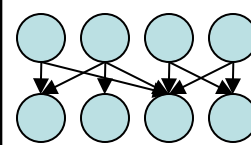
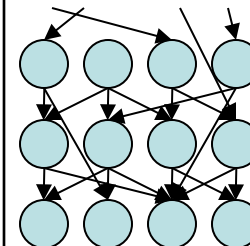
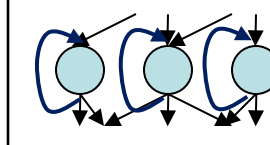


楕円は確率変数
白丸は確率変数がとり得る値

「ベイジアンネットによるDeep Learning」 が工学的にも有望と考える理由

- 我々が提案する BESOM は、ノード数に対し線形時間で1入力を認識・学習。
 - 脳と同様、並列処理によりリアルタイム動作が可能。
 - 将来的には100万ノード規模。
- Feed forward NN より高機能。
 - Explaining away effect がある。
 - 時間的・空間的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。
- 生成モデルを素直に表現可能。
 - 様々な事前知識を作り込みやすい。
 - 神経科学的知見からも作り込むべき事前知識のヒントが得られる。(ネットワークトポロジやハイパパラメタ)

BESOM ネットのシミュレーション の現状

| | | | | | | |
|-----------|---|---|---|--|---|---|
| ネットワークの構造 |  |  |  |  |  |  |
| 機能 | 近傍学習 | 非線形ICA | スパース符号化、混合分布 | 構造学習、特徴選択 | 多層化 | 短期記憶、SFA |
| 実装 | 2007年 | 2009年 | 2009年 | 2011年 | 2012年 | 2013年 (部分的) |
| 隠れノード数 | 1 | 2~3 | 3~10 | 3~10 | 10~100 | 10~100 |

計算量のオーダー(ノード数 n のとき1入力の認識・学習に必要な計算量)

- ・ 2007年 $O(2^n)$ 全数探索によるMPE計算
- ・ 2009年 $O(n^4)$ 山登り法
- ・ 2012年 ほぼ $O(n)$ 最適化BP、オンラインエッジ選択

脳型人工知能チームが当面、重点的に取り組む研究テーマ

- 大脳皮質モデル BESOM の実用化
- 視覚野モデル: 画像を深く理解するシステム
- 言語野モデル: 言語を深く理解するシステム

| 全脳アーキテクチャモデル | | | |
|--------------|---------------|--------|--------|
| 前頭前野モデル | 視覚野モデル | 言語野モデル | 運動野モデル |
| 海馬・扁桃体 | 大脳皮質モデル BESOM | | 基底核・小脳 |

注: 他の器官のモデルの実用化についても、適宜所外の研究者と連携して進める。

大脳皮質モデル BESOM の 実用化

- **BESOM モデルの精度向上**
 - 条件付確率表モデルの改良
- **理論基盤の強化、アルゴリズムの改良**
 - 学習則導出の理論的ギャップ、理論と実装のギャップの解消
 - 素朴な EM よりも高速な学習則の導出
- **並列実装**
 - マルチスレッド、GPGPU、分散並列
- **基本性能の評価**
 - 欠損データ・半教師あり学習等において、従来の NN より高い性能が出せることを示す。

「有望さの証拠」も示す

- 神経科学的現象を再現することで大脳皮質の正しいモデルである証拠を示す。
- 再現したい神経科学的現象の例：
 - V1ガボールフィルタの自己組織化
 - 注意の正規化モデルの再現
 - グリッド細胞

“Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images”.
Bruno A. Olshausen and David J. Field
Nature, 381:607-609 (1996)

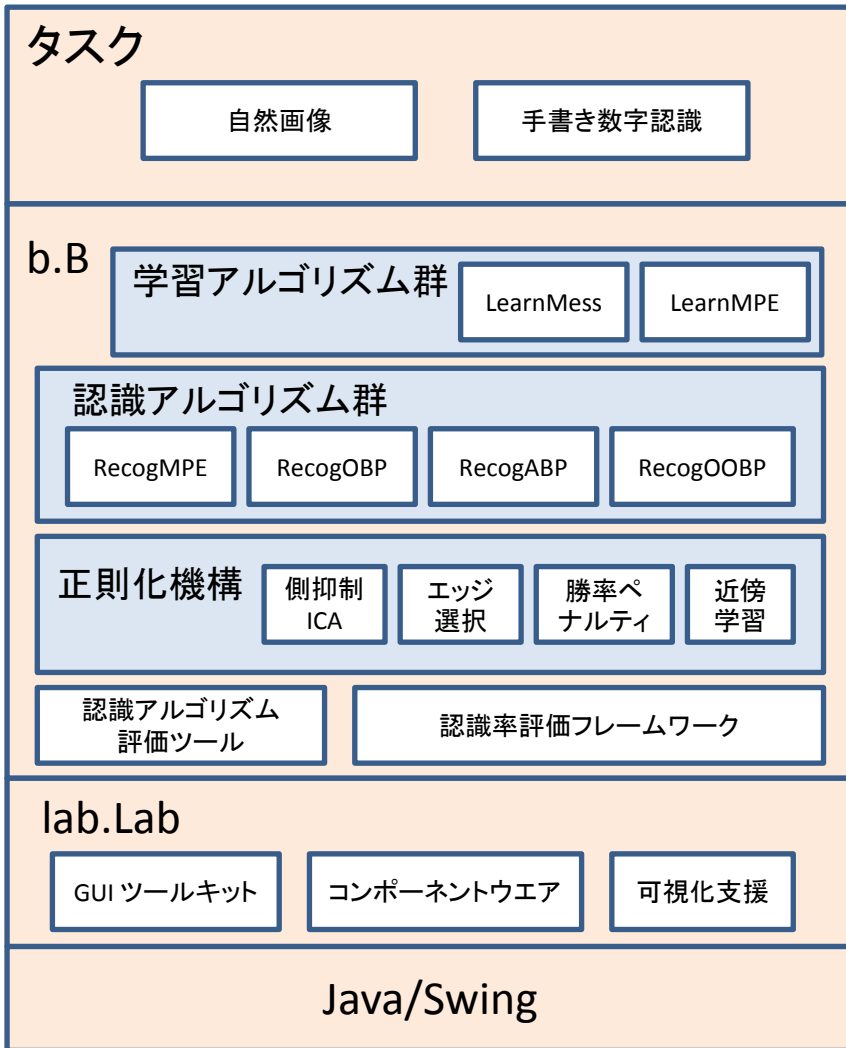
視覚野モデル

- **目標: 画像の深い理解**
 - 遮蔽物、影、ガラス、鏡、雪などに惑わされない口バスタな環境理解。
 - 動画像にもとづく動作理解。
 - 応用: 産業用ロボット、衛星画像認識、...
 - 深い理解は運動野・言語野モデルの基盤でもある。
- **手段: 視覚野のアーキテクチャの模倣**
 - 腹側経路(what)と背側経路(where)の分離
 - カーネマンのオブジェクトファイル理論

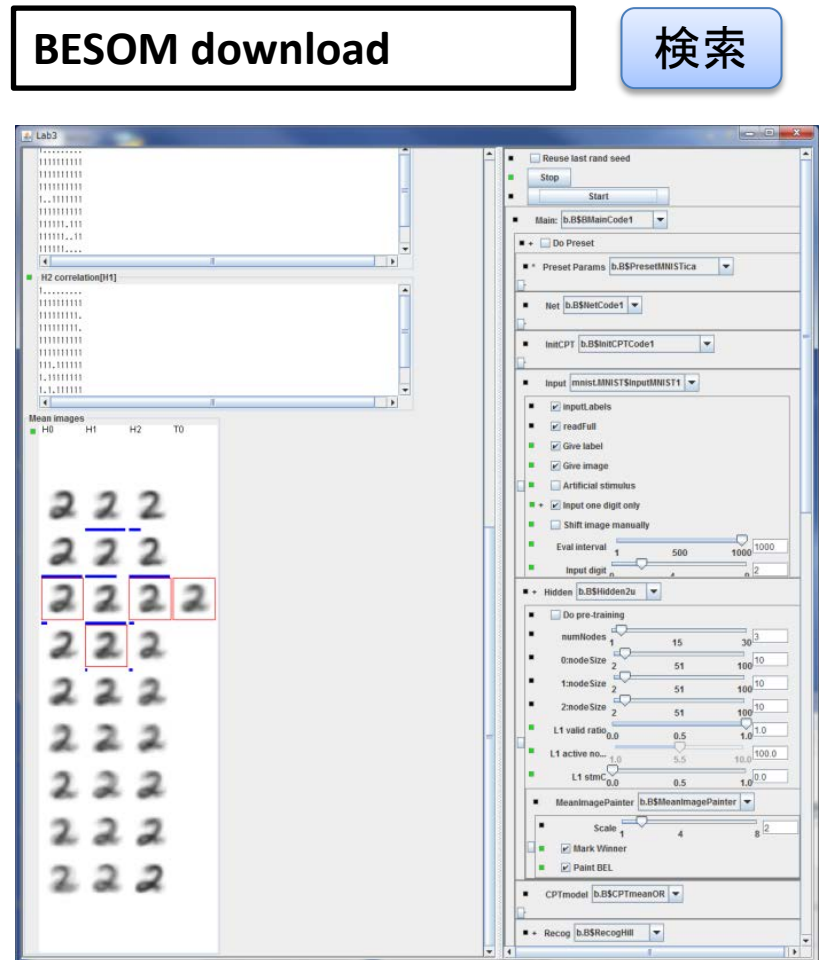
言語野モデル

- **目標: 言語の意味の深い理解**
 - シンボルグラウンディング問題の解決
 - 再帰的構造・可変長構造を用いた意味表現
- **手段: 神経科学、言語学、認知科学、計算機科学の知見をフル活用して言語野の構造を推定**
- **重要な課題:**
 - 変数バインディング、可変長構造、再帰的構造、関数適用、関数合成など、言語処理に必須の機能をベイジアンネットでどう実現するか。

研究開発支援ツール BESOM-lab 3.0



BESOM-lab 3.0 の構成



デモのスクリーンショット

ベイジアンネットを用いた 汎用情報処理装置の構想

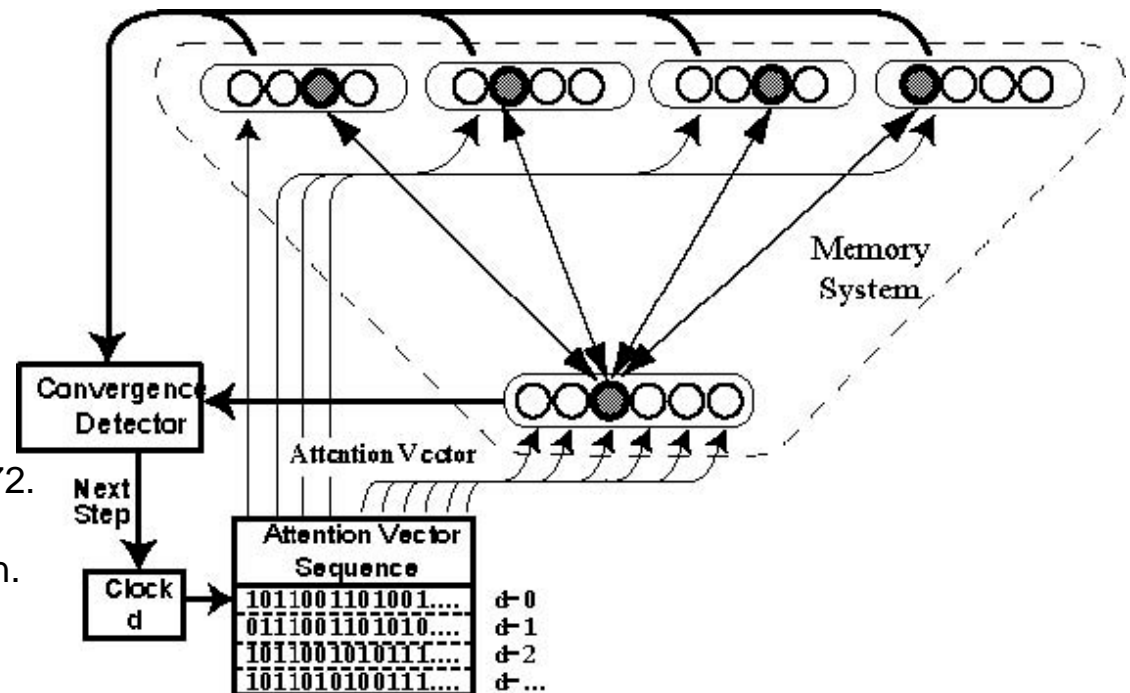
目的

- 変数バインディング、可変長構造、再帰的構造、関数適用、関数合成など、脳の高次機能再現に必要な機能が、神経科学的に妥当な構造を持ったベイジアンネットで実現可能なことを示したい。

先行研究: PATON [Ohmori 1999]

- パターン層とシンボル層の活性度を注意ベクトル (= Micro Code) の切り替えにより制御するニューラルネットワーク。
 - パターン処理とシンボル処理の特徴を融合

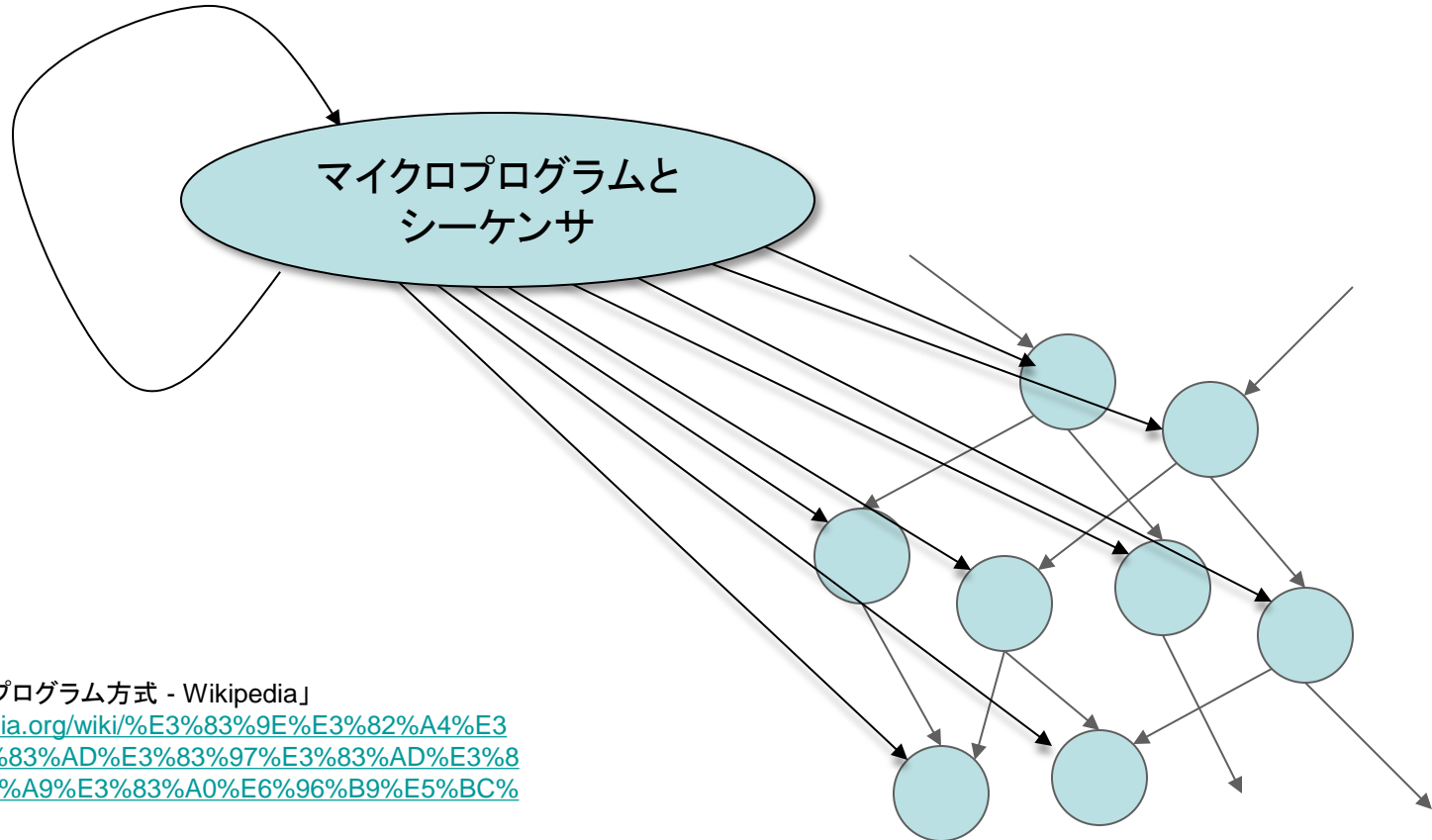
制御方法の学習機能
や記号推論の機能は
ない。



Neural Netw. 1999 Oct;12(7-8):1157-1172.
Emergence of symbolic behavior from
brain like memory with dynamic attention.
Omori T, Mochizuki A, Mizutani K,
Nishizaki M.

マイクロプログラムと シーケンサ

膨大な数のゲートのオンオフを集中して制御するダイナミックベイジアンネットを用いて、コンピュータの「マイクロプログラムとシーケンサ」がおそらく表現可能。



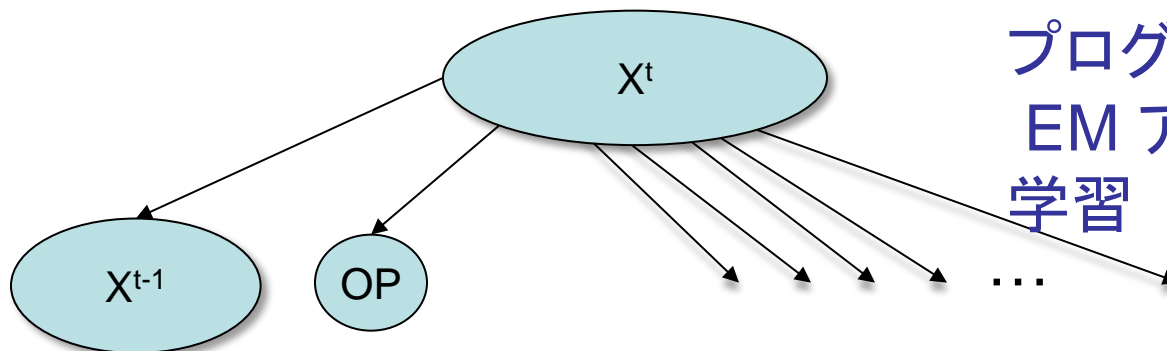
参考:「マイクロプログラム方式 - Wikipedia」

<http://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%9E%E3%82%A4%E3%82%AF%E3%83%AD%E3%83%97%E3%83%AD%E3%82%B0%E3%83%A9%E3%83%A0%E6%96%B9%E5%BC%8F>

マイクロプログラムを 表現する表

P(子ノード|親ノード)の表

| 状態 X^t | 直前の状態 X^{t-1} | 制御信号 OP | ゲートの開閉のテーブル |
|-------------|--------------------|------------|--------------------------|
| 0 | 3 | | 000000100000010000001100 |
| 1 | 0 | | 000010000010000011000100 |
| 2 | 1 | | 001000000000001000001000 |
| ... | ... | ... | ... |
| n | 6 | | 000010000011000001000001 |



プログラムは
EM アルゴリズムで
学習

最後に

- 研究者常時募集中