

ヒューマン・インテリジェンスと ビッグデータ型及び脳神経模倣型AI: インテリジェンスとは何かを考える

成城大学社会イノベーション学部
中馬宏之

1

目次

- (1) 言葉の定義をしばらく
- (2) 実ニューロンについてしばらく
- (3) BD-AI vs. NM-AI
 - (3-1) ビッグデータ処理得意・不得意
 - (3-2) 高消費電力・低消費電力
 - (3-3) フォン・ノイマンボトルネックの有無
 - (3-4) 色々な開発段階のNM-AI
 - (3-4) NM-AI実現を阻むCAM
- (4) HI、BD-AI、NM-AIのインテリジェンス特性を比較する
 - (4-1) 比較のための試金石：PearlとMinskyから援用
 - (4-2) BD-AI、NM-AIはどこまで行ける？

2

(1) 言葉の定義をしばらく

“インテリジェンス”？

「実世界の変化と異常に対応していくために、自他の過去の記憶と現況に立ち向かう自らのアクション（行動）とを活用しながら、様々な活動の“起因の特定(Credit Assignment)”と予測（Prediction）を行う能力ならびにその自己変化能」



3

4

起因の特定(Credit Assignment)？

Minsky(2006の第8章5節)：

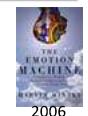
「特定の出来事において選ばれた色々なアクション（活動）の中から良好・不良な最終結果に繋がったアクションを関連状況（コンテキスト）やそこに至った学習方法と共に記憶して、さらなる変化と異常への対応に備える作業」



5

“起因の特定”能力の善し悪し ⇔ 転移学習の善し悪し
(Minsky (2006),『Emotion Machine』から抜粋)

- ✓ **転移学習**：学習したこと新しい状況へ適用するための能力
- ✓ 優れた“起因の特定”能力：ひとつ一つの経験からより多くのものを獲得 ⇔あまり詳細に拘らず、生きる目標に関連した側面だけを記憶
(出力依存(リアルタイム)学習、Zero-shot(未経験事例への転移)学習、One-shot(小サンプル)学習)
- ✓ “起因の特定”能力 ⇔ 学び方を学ぶ能力



2006

6

AI = “自己変化する情報駆動型制御システム”

Sloman (1995)：「AIは人間と動物のインテリジェンスを研究範囲としているので、AIというのは誤った名称だ。私は、それを洗練された自己変化する情報駆動型制御システム (sophisticated self-modifying information-driven control systems) に関する一般研究と理解している。そこには、生命体と人工物、実際のものと可能性のあるもの（進化してきたに違いないものと造られたもの）とを含む。」（筆者訳）



7

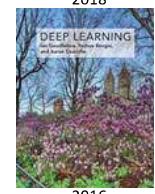
AIとML(Machine Learning: 機械学習)？

- ✓ 「AIシステムが、生データからパターンを抽出することで、自分自身の知識を獲得する能力」と定義
- ✓ 一方、同書には、集合関係“AI ⊊ ML”が図示してはあるが、肝心のAIシステムの定義なし
- ✓ ただし、「我々は、機械学習が、複雑な実世界の環境下で動作するAIシステムを構築可能にする唯一のアプローチだと考えている」と明記

<https://www.deeplearningbook.org/>



2016



2018

8



成城大学 2

もう一つ言葉の定義“分散表現”

- 特定の記憶が特定の一つだけのニューロンに任されるのではなく、刺激・イベントの到着によって同時に活性化した一群のニューロン集団によって記憶される様子
(#お婆さん細胞仮説)
- 複数のニューロン発火で一つの概念を表象
- ニューロン間の同期した発火

9

(2) 実ニューロンについてしばらく

10

Big Data-type AI vs. Neuromorphic AI or ANN(Artifical Neural Network) vs. SPN(Spiking Neural Network)

興奮性ニューロンのみ

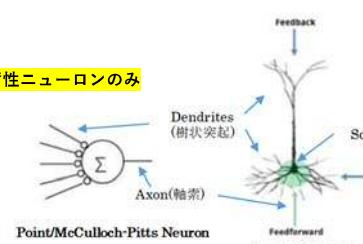


Figure 1a

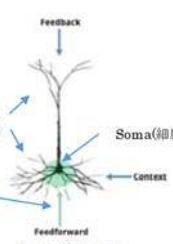


Figure 1b

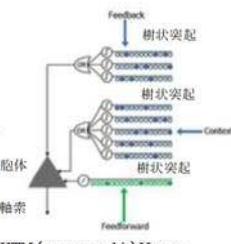
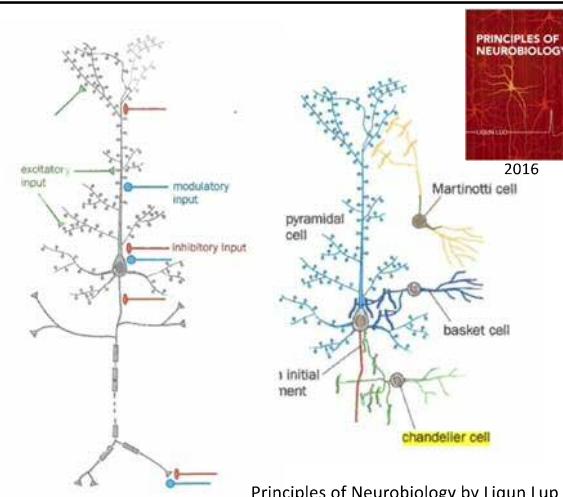


Figure 1c

興奮性・抑制性・調整性ニューロン+
介在性ニューロン

<https://numenta.com/>

Numenta (2017) より抜粋



Principles of Neurobiology by Liqun Lio_2016

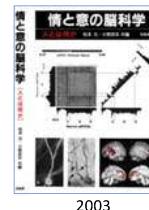
The Martinotti cell targets its presynaptic terminals on distal dendrites of the pyramidal cell, and thereby affects the integration of synaptic potentials along specific dendritic segments. For instance, activation of the Martinotti cells can inhibit the production or propagation of the dendritic spikes discussed in previous section. The basket cell targets its presynaptic terminals around the cell body of the pyramidal neuron, and thereby influences the overall integration of synaptic input from all dendrite branches. The chandelier cell targets its presynaptic terminals specifically to the initial axon segment of many pyramidal cells (Figure 3-46B), such that its synaptic inputs to the pyramidal cell have the most direct impact on the production of action potentials.

11

12

実ニューロンが出力依存型という意味

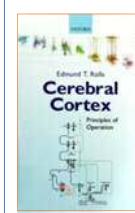
「脳が答えを引きだす(出力する)と、引きだした答のアルゴリズムは、**出力依存性学習**によって、(その場で)自動的に書き変わる」
 ⇒アルゴリズムを自動獲得するためのアルゴリズムを備えている



13

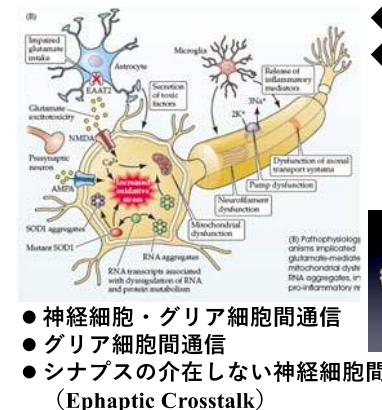
種によって異なる“インテリジェンス”的幅と深さ
 ⇔SDR化の幅と深さ & 諸感覚器・関連回路の解像度の違い?

- ◆ Rolls (2017)によれば、例えば、ヒト脳の場合、SDR(疎分散表現)へのEncodingには、基本的には4万個前後の神経細胞が使われているが、ラットだと1万個前後?
- ◆ 同じ哺乳類でも SDRのEncoding方式が異なるし、大脳新皮質や海馬等々に蓄えられる記憶容量や形態も格段に異なるので、外的・内的世界をSDR経由で写し取って脳内に構築される世界/社会/環境が大きく相違
- ◆ “インテリジェンス”的幅と深さは、SDRへのEncoding フォーマット方式等の違い反映?

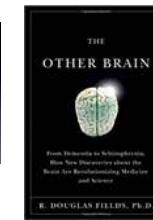
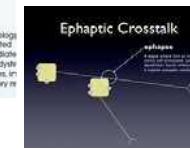


15

考慮外のグリア細胞は意識・無意識に関係ないのか?



- ◆ Neurons (全細胞の15%)
- ◆ Glial Cells (残りの85%、≤2兆2000億個)
 - ・アストロサイト/グリア
 - ・マイクログリア
 - ・オリゴデンドロサイト



2009 2018

14

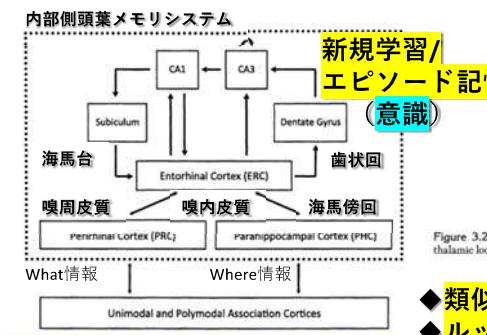


Figure 3.1 A schematic of the structure and connections of the medial temporal lobe.
 Dashed box denotes MTL structures.

- ✓ A notable anatomical feature of the dentate gyrus is that it consists of approximately tenfold more neurons than the entorhinal cortex, meaning that information fans out as it. This fanning out means that relatively few neurons in projects from the cortex to this larger pool of neurons.
- ✓ the dentate gyrus are active for a given element of an episode (e.g., the type of tree you saw on your drive).

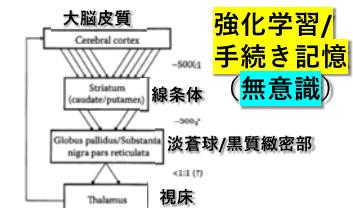
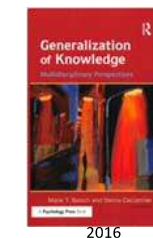


Figure 3.2 A schematic of the structure and connections of cortical-striatal-pallidal-thalamic loops.

- ◆ 類似性・新奇性判断
- ◆ ルックアップテーブル



16



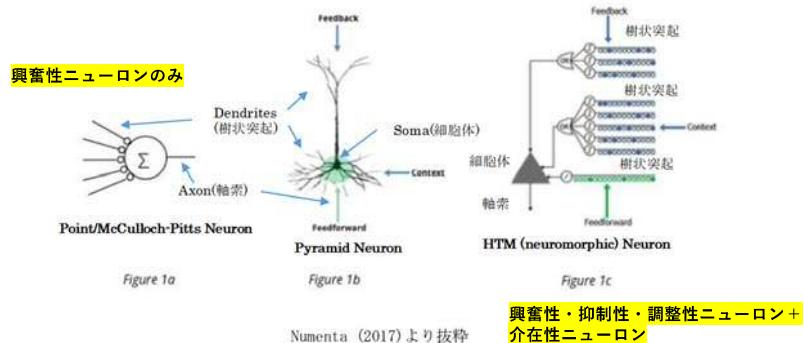
(3) BD-AI vs. NM-AI

17

(3-1) ビッグデータ処理得意・不得意

18

(再録) Big Data-type AI vs. Neuromorphic AI or ANN(Artifical Neural Network) vs. SPN(Spiking Neural Network)



19

ニューロン間伝達関数の違い? BD-AI vs. NM-AI

j番目のニューロンの伝達関数とは、他のi番目のニューロンからこのニューロンの樹状突起を経由して届く刺激・イベント情報の強さ（活動水準）を X_i 、j番目とi番目のニューロンの間のシナプス結合の強さを W_{ji} すると、数式的には下記のような非線形関数Fで簡略に表現されている（Rolls (2017) 参照）

$$Y_j = F(W_{j1} \cdot X_1 + W_{j2} \cdot X_2 + \dots + W_{ji} \cdot X_i + \dots + W_{jn} \cdot X_n)$$

（ Y_j はj番目のニューロンの活動水準、nは繋がっているニューロンの総数）

20

✓ 今をときめくDNNの認識精度が、それ以前に比べて格段に上昇した2012年のHinton教授達のAlexNetと呼ばれるCNN（畳み込み型NN）モデルの場合、下記のように推定すべきパラメーターは、6237万8344個！

✓ 実際のCNN構造は右記で、各々の推定すべきパラメーター総数の内訳は左記

$$\text{conv1: } (11 \times 11) \times 3 \times 96 + 96 = 34944$$

$$\text{conv2: } (5 \times 5) \times 96 \times 256 + 256 = 614656$$

$$\text{conv3: } (3 \times 3) \times 256 \times 384 + 384 = 885120$$

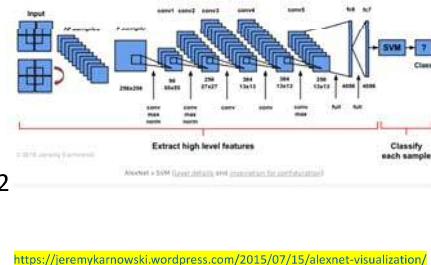
$$\text{conv4: } (3 \times 3) \times 384 \times 384 + 384 = 1327488$$

$$\text{conv5: } (3 \times 3) \times 384 \times 256 + 256 = 884992$$

$$\text{fc1: } (6 \times 6) \times 256 \times 4096 + 4096 = 37752832$$

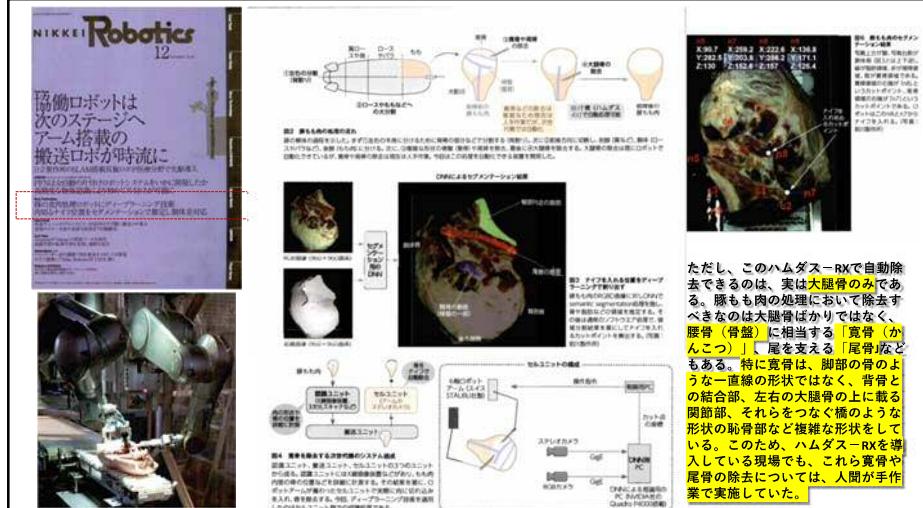
$$\text{fc2: } 4096 \times 4096 + 4096 = 16781312$$

$$\text{fc3: } 4096 \times 1000 + 1000 = 4097000$$



<https://iere.mykarnowski.wordpress.com/2015/07/15/alexnet-visualization/>

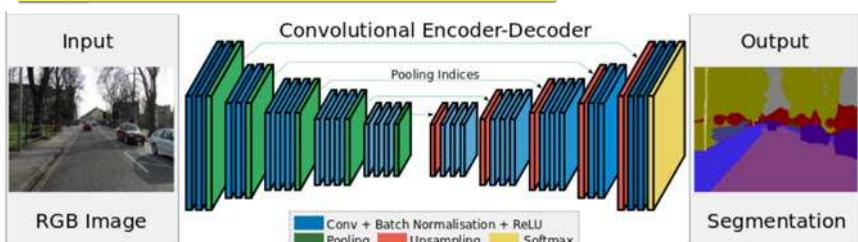
21



22

Bayesian SegNet/Cambridgeの場合

入力データが目的データになっていて、エンコーダ、デコーダというニューラルネットワークをとおして入力データ ⇌ 出力データとなるよう重みを調整するようできている。」



<https://youtu.be/e9bHTlYFwhg>
<https://youtu.be/zU1BzW8fAjw>

Encoder: 13 VGG16 Conv layers

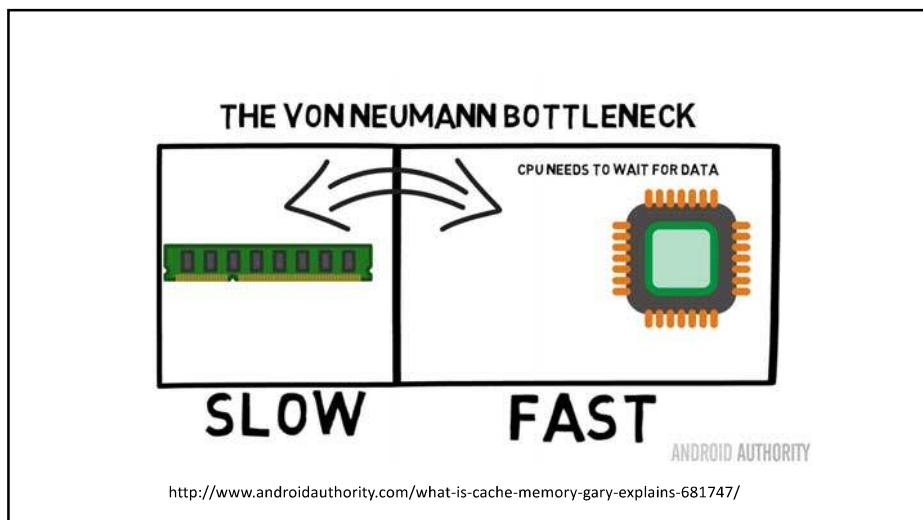
Not fully connected, this reduces parameters from 134M to

14.7M

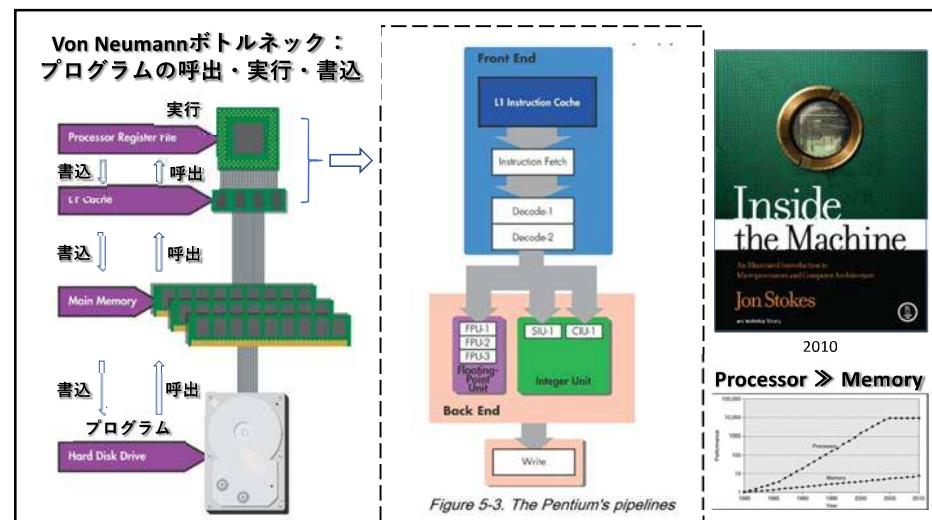
<http://mi.eng.cam.ac.uk/projects/segnets/>

23

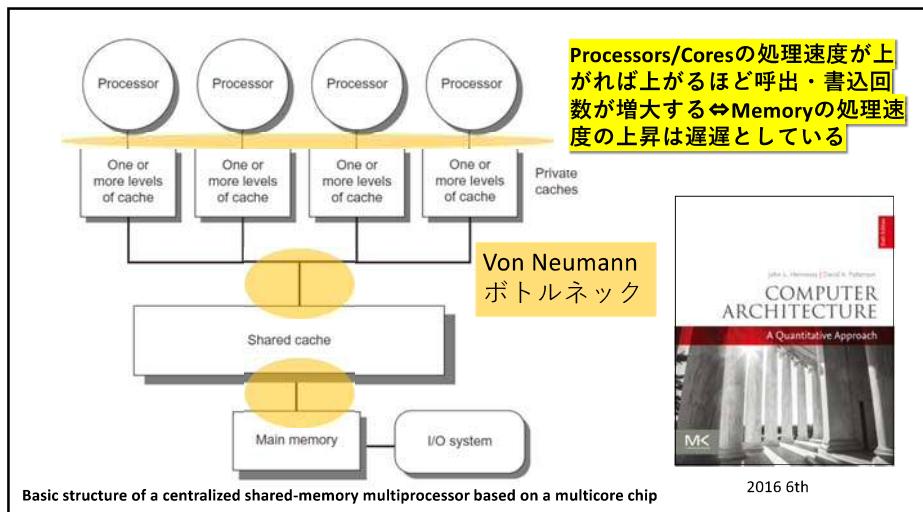
(3-2) 高消費電力・低消費電力



29



30



31

鬼才Kwabena Boahen@Stanford 大学が率いる研究グループ指摘の消費電力問題

「パーソナルコンピュータは、マウス規模の大脳モデル（250万個のニューロン）をシミュレートする際に、4万倍（400ワット対10ミリワット）もの大きな電力を必要とするにもかかわらず、実際のマウスの脳よりも9千倍遅い。」

参考文献 Ben Varkey Benjamin他 (2014), "Neurogrid: A Mixed-Analog-Digital Multichip System for Large-Scale Neural Simulations," Proceedings of the IEEE, Vol. 102, No. 5, pp. 699-716

32

AlphaGo動作に必要な消費電力

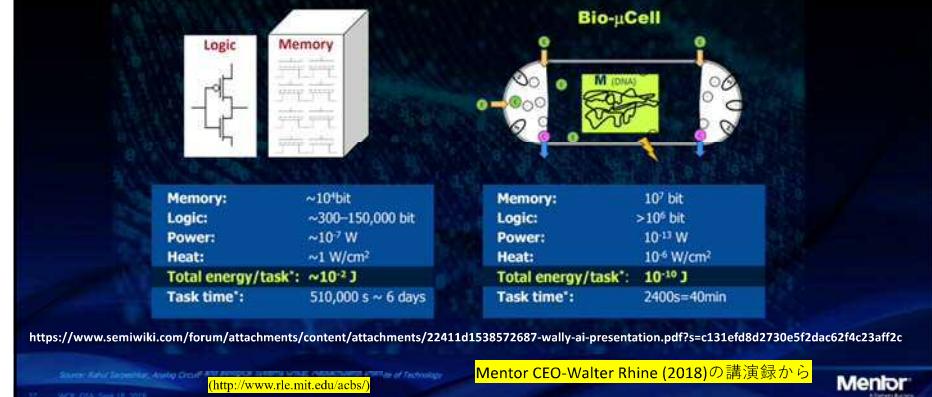
- Nature論文 (Silver他(2016) from Google)
⇒アルファ碁の消費電力は25万ワットとされてきた。約1万2千人分

Watson動作に必要な消費電力

- Forbesの記事では20万ワットとされているので、上記のAlphaGoとほぼ同じ（ただし、8万ワット説や75万ワット説もある）

33

Large Number of Computer Cycles Required to Perform the Same Level of Pattern Recognition as the Human Brain



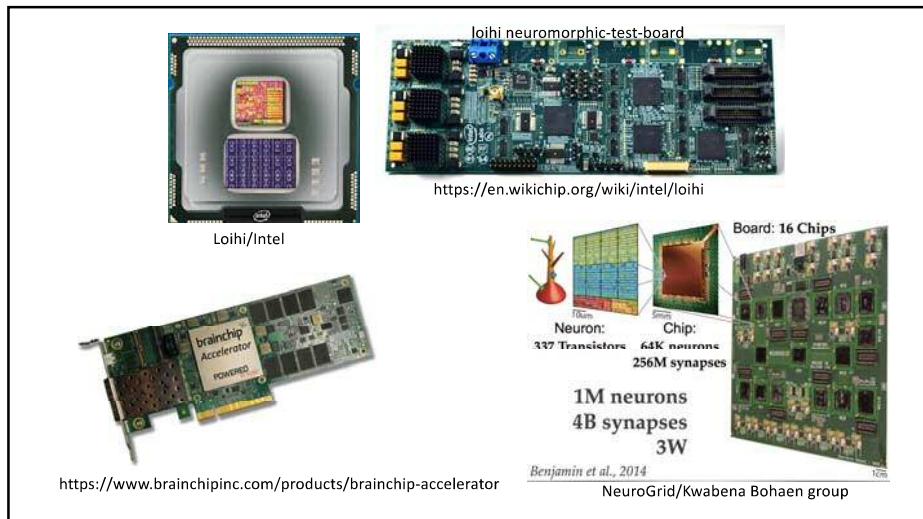
34

(3-4) 色々な開発段階のNM-AI

35



36



37

IntelのNeuromorphicチップ“Loihi”

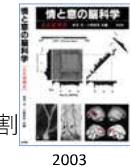
- ◆2017年9月下旬に発表されたばかりの試作チップ
- ◆そのリアルタイム学習性を活かした防犯／監視ビデオ解析用などをターゲット
- ◆13万個のニューロンと1億3000万個のシナプス（NM-AIとしては小規模）
- ◆シナプス／ニューロン比率は1000
- ◆消費電力効率は、汎用プロセッサの1/1000
- ◆Loihiの本格デビューは2018年度上半期と触れ込み
→開発はEta Compute (<https://etacompute.com/>)に移行？

<https://newsroom.intel.com/editorials/intels-new-self-learning-chip-promises-accelerate-artificial-intelligence/>

38

松本他(2003)からの引用

「フォン・ノイマン型デジタル・コンピュータではメモリの1番地の内容からプロセスし計算を実行する。従って、ここでメモリの役割はデータ（プログラムもデータと見做される）の一時格納であり、プロセッサを可変にする為の補助装置である。これに対し、**脳はメモリベース・アーキテクチャ（メモリ主体型方式）**である。脳は、脳が獲得したアルゴリズムを神経回路の構造やその活動などの変化として学習によって固定化し記憶するので、脳のアルゴリズムは一種のルックアップ・テーブル（計算処理を配列の参照処理で置き換えて効率化を図るために作られた連想配列）に貯えられたメモリとして存在する、と考えることができる。脳への入力情報は、このルックアップ・テーブルからどの答えを引きだすかの検索情報として用いられる。脳が答えを引きだす（出力する）と、引きだした答のアルゴリズムは、出力依存性学習によって、自動的に書き変わる。」（松本他(2003)、230頁、()内は筆者追加）



2003

(3-5) NM-AI実現の阻むCAM (Content Addressable Memory)

39

40

現行のアドレス・コンテンツ分離方式

初期の8ビットのノイマン/チューリング型コンピュータの場合、最大で2の8乗ビット = 256ビット分のシステムメモリ領域を扱えるが、この256ビットには識別のためのアドレスが定められている。例えば、アルファベットの整数aには十進法の +127という数値が割り当てられていて、コンピュータが丁度このaのcontent（したがって、+127）がプログラム実行上必要になったとしよう。その場合、コンピュータのポインタと呼ばれる機能にaのアドレス（特定の番地）が提示されると、127に対応する (+) 符号あり8ビット表現(01111111)が呼び出される。そして、現行のコンピュータでは、どのような複雑な数値計算であっても、最終的には1次元の二進法表現された数値同士の演算に帰着する。

41

CAM方式の素晴らしさ

◆NM-AIの諸機能を高速に実現するために必要になるのが、アドレス(番地)とコンテンツ(内容)が同一の連想メモリ (CAM: Content Addressable Memory) である。CAMの場合、コンテンツがアドレスそのものになっているので、感覚・刺激入力情報としての高次元SDRに関連した環境適応に相応しいコンテンツをルックアップテーブルから高速に読み出せる。しかも、内容的に近い記憶同士を場所的にも可能な限り隣接する形で配置しておけば、メモリアクセスがさらに高速になる。

◆このような類似記憶の場所的な近接性こそ、特定分野の知識・ノウハウを芋づる方式で数多く記憶しているプロが、一を知って十を知るというような素人をあつと言わせる連想力を披露できる理由でもある(Broglia(2014))。

42

高次元CAMの難しさ

ヒトのピラミッド型ニューロンの場合、各ニューロン当たり5千~2万個の樹状突起と4万個のシナプスが付随していることからも類推できる。ちなみに、この各ニューロン当たりのシナプス数は、猿では2万個、マウスでは8千個、ミツバチで1千個だった。

このような高次元 SDR を CAM で扱うとなると、誰もがそのあまりに高い技術上の壁に立ちすくんでしまう。事実、1 ビットの 1 万次元だとしても、 2^{10000} ビットという天文学的なアドレス空間内で高次元 SDR のベクトル内積処理等を実施しなければならない。そのようなことは、とても実現できそうもない。事実、現在の iPhone・iPad などの最新 64 ビット OS (iOS) ですらも、 2^{64} ビット (16 エクサバイト = 1600 万テラバイト) までのシステムメモリしか扱えない。しかも、実用的なシステムメモリの容量は、せいぜい 4 ~ 8 ギガバイトである。

Kanerva (1988) のアイデアが提唱されているが・・・

人生の“実際に起きた”出来事を全て記憶する際には、 2^{40} ビット
(≈1.25 テラバイト) 程度でも多過ぎる！



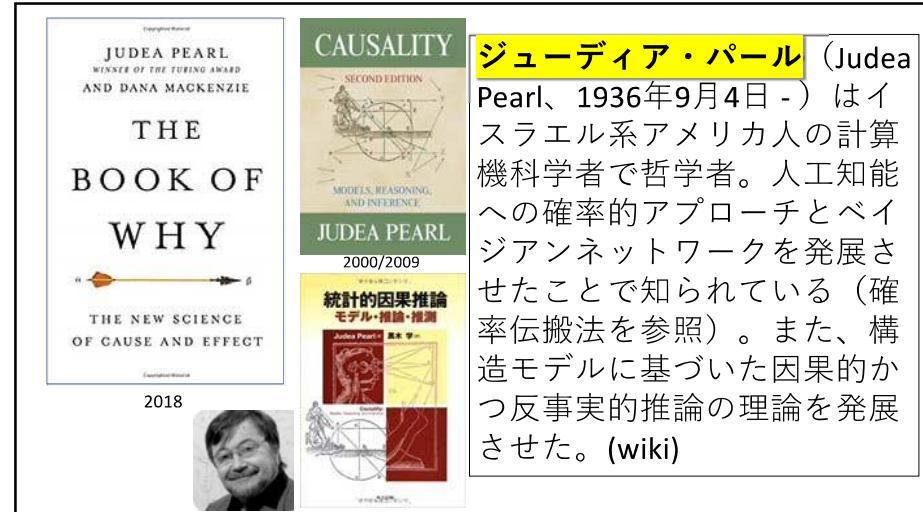
43

(4) HI、BD-AI、NM-AIのインテリジェンス特性を比較する

44

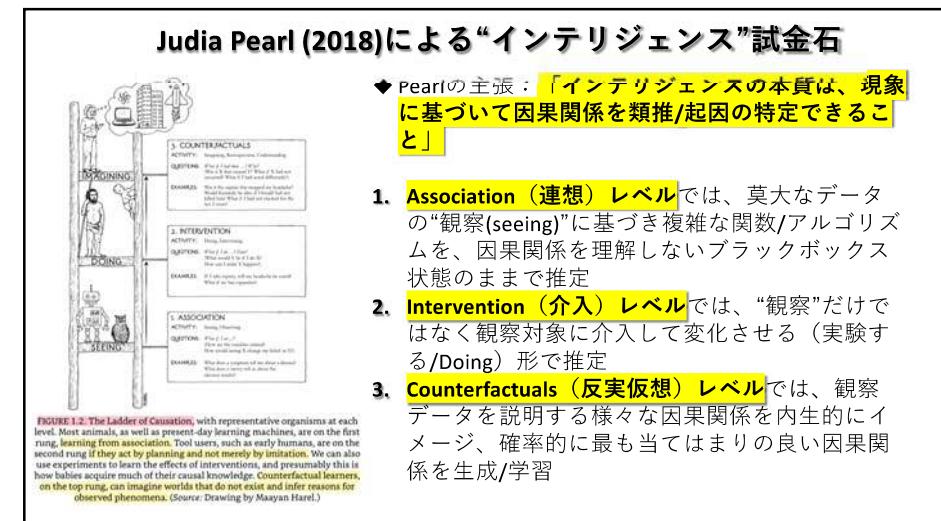
(4-1) 比較のための試金石: PearlとMinskyから援用

45

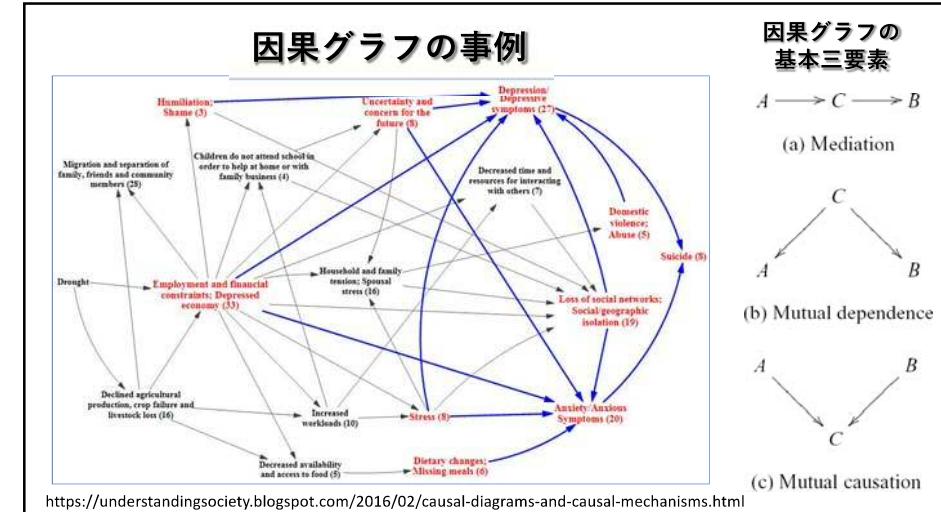


ジューディア・パール (Judea Pearl、1936年9月4日 -) はイスラエル系アメリカ人の計算機科学者で哲学者。人工知能への確率的アプローチとベイジアンネットワークを発展させたことで知られている（確率伝搬法を参照）。また、構造モデルに基づいた因果的かつ反事実的推論の理論を発展させた。(wiki)

47



46



48

Pearl(2018)に色濃いエナクティヴィズム：

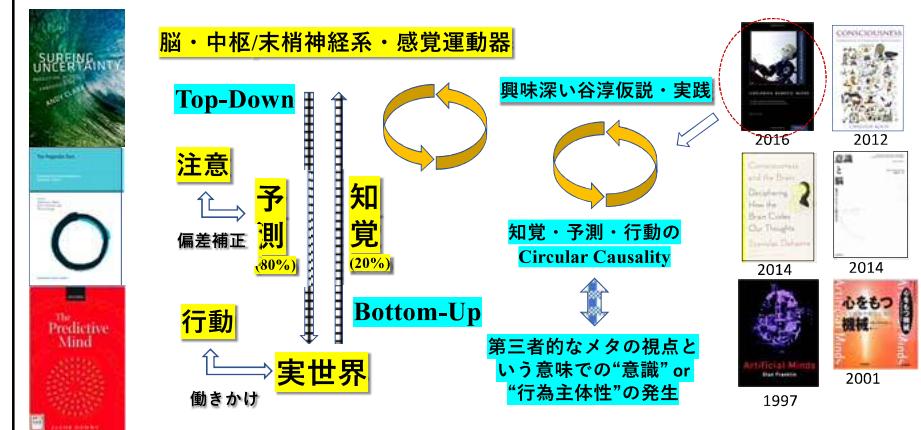
⇒エナクティヴィズム：“インテリジェンス”は身体性を持つ生命体とそれを取り巻く環境との間の動態的な相互関係を通して生成される！

Mind (主体-離散Symbolic系?) ⇌ Living Brain·Body
("キアスム": AD/DA変換器) ⇌ Environment (客体-連続系)



49

Minskyの「内省思考」はNM-AI・BD-AIで実現可能？

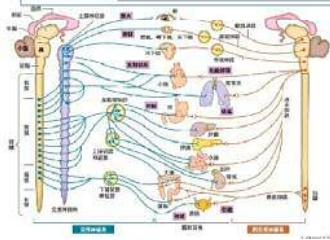


50

連続系(環境/世界)・離散系(マインド)間のAD/DA相互変換器としての生体脳・生体(主体・客体の同一化)

How Brain, Body, and Environment Collaborate to Make Us Who We Are !

情動/自意識：外受容、内受容、深部・固有感覚に関する(ほぼリアルタイム)フィードフォワード/フィードバック装置？



主体・客体相互作用の媒介装置：自律神経系

- ◆ Exteroception : 外受容 = 外受容器(接触・遠隔受容器)に対する外的刺激
- ◆ Interoception : 内受容 = 生体の生理学的な(内臓・皮膚等の)状態の感覚
- ◆ Proprioception : 深部・固有感覚 = 生体の骨格・筋の位置・運動の状態

BigData型AIでは“Theory of Mind”的十分な近似無理？
Andan Darwiche (2018)に学ぶ

<https://cacm.acm.org/magazines/2018/10/231373-human-level-intelligence-or-animal-like-abilities/fulltext>

Bigdata型AI (BD-AI)

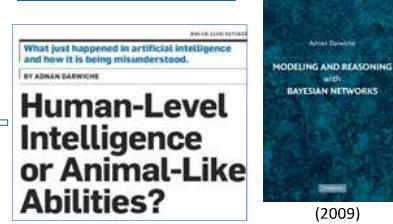
- ⇒ Function-Basedアプローチ(アルゴリズムが全て)
- ⇒ Input-DataとOutput-Actionの間を関数/自動化
- ⇒ 一見複雑な人間の知覚・認知に関わる能力が、モデル化や理論化なしに、単に関数近似でここまでやれる！(ただし、PerformanceとIntelligence混同の危険性大きい)
- ⇒ 『理論なき計測』は“変化と異常”への対応に弱い
- ⇒ 理論/Model-Basedアプローチとの相互補完必須

51

52

Does it justify claims that AI-based systems can now comprehend language or speech or do vision at the levels that humans do? Does it justify this current imbalance of attitudes toward various machine learning and AI approaches? If you work for a company that has an interest in such an application, then the answer is perhaps, and justifiably, yes. But, if you are concerned with scientific inquiry and understanding intelligence more broadly, then the answer is hopefully no.

✓ **Adnan Darwiche** is a professor and chairman of the computer science department at UCLA.
Professor Darwiche directs the **Automated Reasoning** Group at UCLA. His research interests span probabilistic and symbolic reasoning, and their applications including machine learning.
<http://web.cs.ucla.edu/~darwiche/>



✓ Professor Darwiche directs the **Automated Reasoning** Group at UCLA. His research interests span probabilistic and symbolic reasoning, and their applications including machine learning.

<http://web.cs.ucla.edu/~darwiche/>



53

NMAI:

- ✓ レベル1の突破は、BD-AIを数桁越えるエネルギー効率で可能。
- ✓ ただし、レベル2に達することは、想像以上に困難。
- ✓ このレベルでは積極的なアクションを行使することが必須なので、NM-AIという人工物であろうと、少なくとも介入を行う際のセンサー系や駆動系を備えたロボットのような構成物が必須
- ✓ 多彩で豊富な樹状突起やSTDPによる時空間に拡がるニューロンネットワークを扱えるので、高容量のCAMが利用可能であれば、リアルタイムでの出力依存学習に加えて、ヒト並みのゼロ・ショット学習やワン・ショット学習を実行可能⇒幅と深さに溢れる起因の特定能力をも発揮
- ✓ ただし、既存のビッグデータが生みだされるメカニズムへの十分な理解無しには、NM-AIにとって、そもそもどのようなレベル2の積極的介入が望ましいか不明
- ✓ そのためには、AI="自己変化する情報駆動型制御システム"に**行為主体性** (Sense of Agency)、**自我意識** (self-awareness)、**自己内省** (Self-reflection)、**共感力** (empathy)、**自由意志** (free will)、**意識** (consciousness)などが必要

55

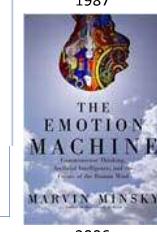
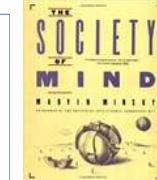
BD-AI :

- ✓ 単純な樹状突起機能しか持たず、時空間表現にも弱いBD-AIでは、そもそも**起因の特定が不可能**
- ✓ ビッグデータ内に潜む**因果関係を内生的に同定すること不可能**
- ✓ BD-AIで起因の特定に利用できるのは、極めて局所的な伝達関数の微分係数情報のみ
- ✓ 多彩な起因の特定には、短期・局所的のみならず長期・全局的な記憶機能と学習プロセス自体を俯瞰しながらの学習（メタ学習）機能が必須

54

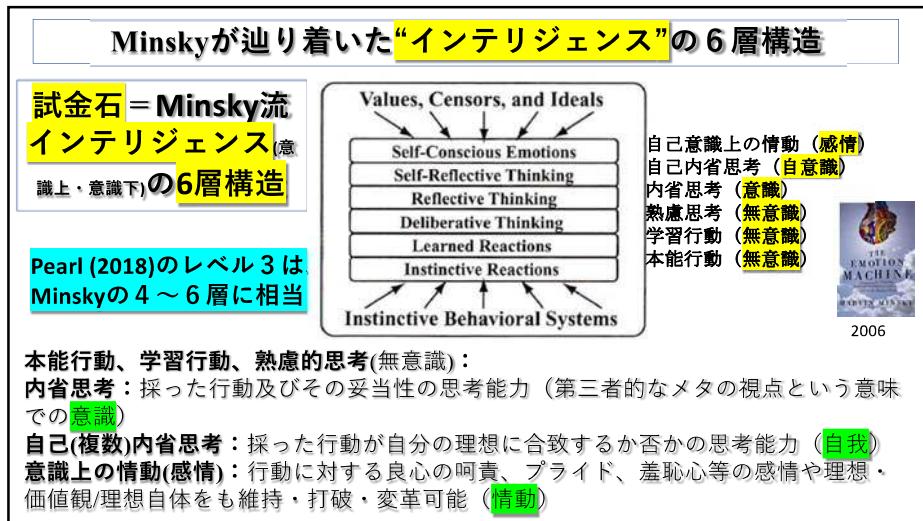
Minsky (1987)の深い悩み→Minsky (2006)の回答

- ◆ 「問題はインテリジェントマシン(AI)が情動を持つことができるかではなくて、**マシンは情動なしにインテリジェントになり得るか**である」 (Minsky (1987))
- ◆ Minsky (2006)の回答「マシンは、**情動なしにはインテリジェントになり得ない！**」
(Minsky流上記の情動は自意識に上ってきた情動=感情)
- ◆ Why not?⇒Pearlも同じ？

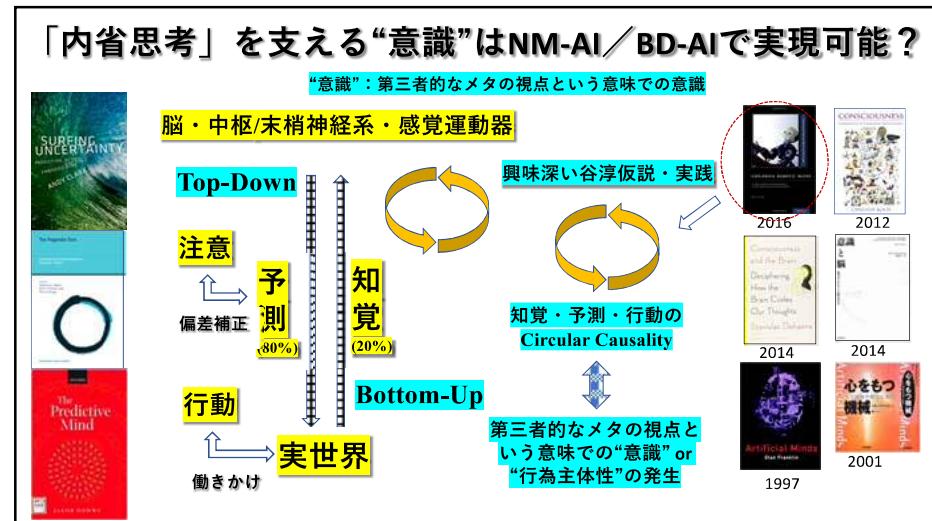


2006

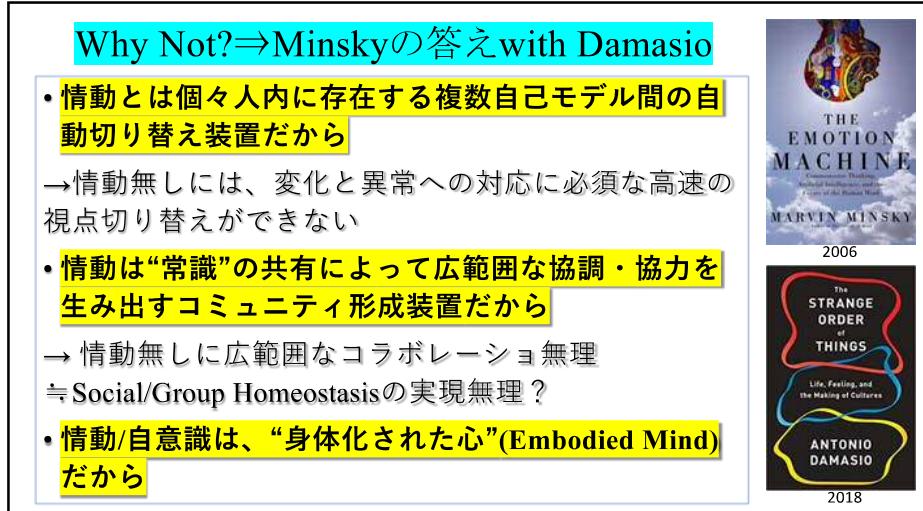
56



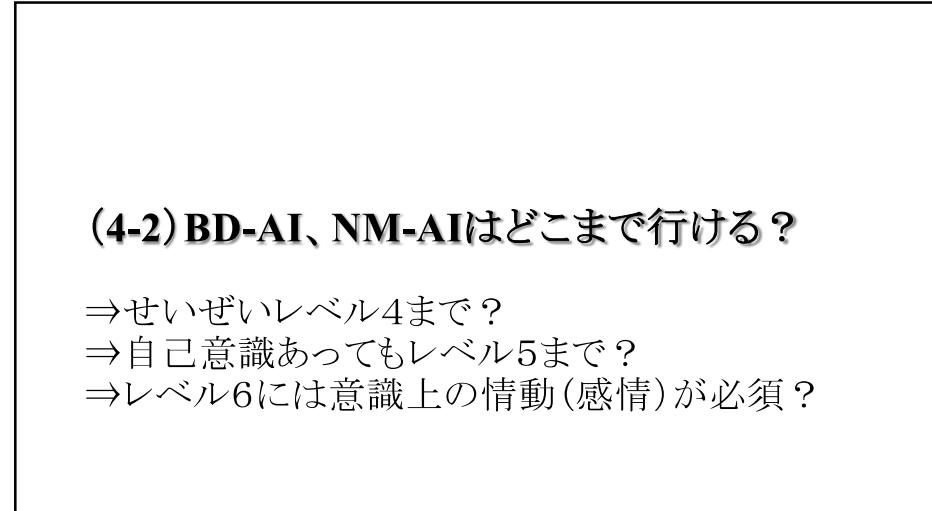
57



58



59



自己(複数)内省思考は変化と異常発生時に作動！
↔Winograd (1989)のBrake-down？

「インテリジェンスの本質は、(同プログラムが対処しなければならない)問題が単純に事前定義されていない形で起きる時や解決策を模索すべき状態空間が定まっていない時に適切に(意識上・意識下で)行動できることである。問題空間内の合理的な探索は、そのような空間自体が作りさされるまで可能ではないし、(既存の)形式構造がそのような(未知の)状況に事実上どの程度対応しているか(システム化領域の幅と深さ)でその有用性が決まる。」(中馬訳)

61

Minsky-レベル5・6は、超長期でもなかなか無理
(個々のHIは社会に埋め込まれているから?)

◆社会ネットワークとしてのHIが存在するためには、Minsky-レベル6/意識上の情動・感情レベルの“インテリジェンス”が必須？
→ “Breakdown”(変化と異常)への対応は、必要な“インテリジェンス”的幅と深さが拡大すればするほど社会ネットワークが必須
↔社会ネットワーク内で広範囲な協力システム実現
(Damasio流Social/Group Homeostasis(助け合いによるホメオスタシス)の実現)

62

◆Winograd流インテリジェンスは、個々人の脳内だけではなく社会を構成する様々な人々が織りなす社会ネットワーク構造に埋め込まれている！
→個々人の“インテリジェンス”が身体ネットワーク上に疎分散表現化/モジュール化されていると同じように、インテリジェンス自体も社会ネットワークの中で疎分散表現/モジュール化されている！

63