

平成28年2月17日(水) AI・脳研究WG

脳科学と機械知能

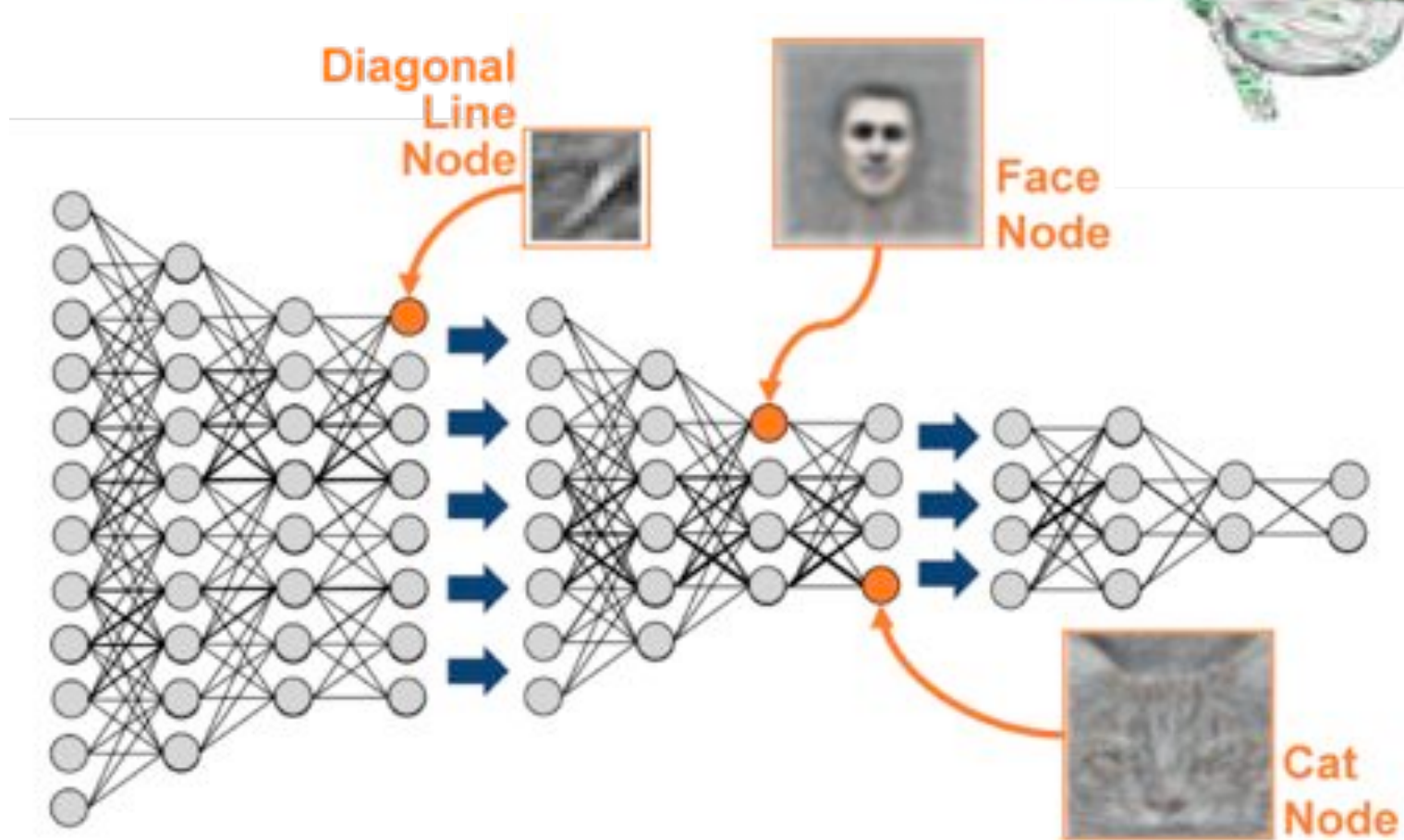
川人光男

ATR脳情報研究所

発表内容

- 第3次人工知能ブームをどうとらえるか
- 日本の研究の歴史
- 日本に勝ち目は残されているのか
- 有望な研究・開発テーマ

人工智能



CANINE PSYCHIATRY Dogs provide genetic clues to human disorders **p.446**

PHYSICS Debate over meaning of Stephen Hawking's latest paper **p.448**

CLIMATE Developing nations struggle to keep carbon accounts **p.450**



CONSERVATION Songbird killing for restaurants becomes a hot issue in Cyprus **p.452**



Go, a complex game popular in Asia, has frustrated the efforts of artificial-intelligence researchers for decades.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Google masters Go

Deep-learning software excels at complex ancient board game.

BY ELIZABETH GIBNEY

reveals in research published in *Nature* on 27 January¹. It also defeated its silicon-based

famously beat grandmaster Garry Kasparov in 1997, was explicitly programmed to win at the

『人工知能ブーム』で不安になること

- 人工知能ブームは一般社会の視点がずれていて、hypeがきついという意味で、**危うい**
- 本当のところは、ニューロがネット上のビッグデータで花開いた(棋譜、画像、テキスト)！**？**
- ビッグデータで、ニューロと機械学習が飛躍！**？**
- Google Deep Learningのネコはネット上のビッグデータへの**過学習**の証拠
- GoogleDeepMindのDeepQは実機で**ない**
- ロボット強化学習ではビッグデータが**ない**
- 現実世界・ライフログもビッグデータが**ない**
- 日本にはIT大手、無償のビッグデータが**ない**

発表内容

- 第3次人工知能ブームをどうとらえるか
- 日本の研究の歴史
- 日本に勝ち目は残されているのか
- 有望な研究・開発テーマ

第3次人工知能ブームと第2次ニューロブームの視点からの自己紹介

- 両ブームは社会の期待、多省庁のファンディング、技術要素、hypeに共通点
- 1986～7、初代の大学教員で文部省学術調査官を兼任、第2次ニューロブームの2ヶ月の米国調査旅行を学術月報に1988.1
- 1988年4月にATRに移る(ネオコグニトロンのNHK・ATRの三宅誠さんにさそわれる)
- 以後ERATO、ICORP、さきがけ研究総括、脳プロ課題A拠点長、脳科学委員会委員、神経科学学会副会長など併任

- 1989年第8回科学技術フォーラム

生駒俊明先生(キャノン副社長)、甘利俊一先生(理研BSI前センター長)の企画でIBM東京基礎研究所の初代所長:鈴木則久さん(元東大数理工助教授、現(株)ザクセル社長)と
人工知能対ニューロで対決!

研究分野名称のハイジャック!!

- 1999年Hintonのオフィス滞在

Queen's SquareのUCL Gatsby
Computational Neuroscience
Unit DirectorのGeoffrey
Hintonのオフィスに5週間滞在
DeepMindのDemis
Hassabisの出身母体



ATRとニューロ(人工知能)の歴史I

◎ディープラーニング

人間以上の視覚認識、従来型情報処理の2倍の性能

- 三宅誠(1987-1989) ネオコグニトロン開発→ディープネットの元
- 船橋賢一(1986-1988) ディープネットの汎用性(Funahashi, 1989, 引用回数 3699回)

◎音声・言語処理(時間遅れネット、英仏翻訳、画像解説)

- Alex Waibel(1987-1988, 1989) 時間遅れネット(Waibel, Hanazawa, Hinton et al, 1989, 引用回数 1907回、IEEE Signal Processing Society, Senior Award 受賞(1990))
- ATR Trek(2007-) 音声言語翻訳→しゃべって翻訳など実用化
- Erik McDermott(1991-1999) 2010年からGoogleで活躍

◎脳とロボット強化学習(Deep Mind、Deep Q)

- Stefan Schaal(1993-2002) 脳の原理に基づく学習ロボット(Atkeson, Moore, Schaal, 1997, 引用回数 1928回)現在Max Plank InstituteのDirector
- 川人光男(1988-) 多重順逆対モデル モザイク(Wolpert, Kawato, 1998, 引用回数 1518回, Wolpert, Doya, Kawato, 2003, 引用回数 819回)
- 銅谷賢治(1994-2011)現在OIST副プロボスト、森本淳(2002-)世界初のロボット階層強化学習→起き上がりロボット

ATRとニューロ(人工知能)の歴史II

◎機械学習の汎化(正則化、スパースネス)

- 佐藤雅昭(1989-)、山下宙人(2004-)スパース推定アルゴリズム開発
(Yamashita et al, 2008, [引用回数 165回](#)) [ダウンロード二万回以上](#)
[VBMEG\(アクセス数8,853; ダウンロード数10,508\)](#)
[スパースライブラリ\(アクセス数9,855; ダウンロード数12,861\)](#)

◎計算論的神経科学

- 川人光男(1988-) 視覚の計算理論や小脳内部モデルなど(Shidara et al, *Nature* 1993, [引用回数 269回](#)、Kawato, 1999, [引用回数 1635回](#))

◎脳情報デコーディング [Scientific American 50 \(2004-2005\) 受賞](#)

- 神谷之康(2004-) 脳情報デコーディング法の開発(Kamitani et al, *Nature Neuroscience* 2005, [引用回数 1088回](#))、視覚情報からの画像の再構成(Miyawaki et al, *Neuron* 2008, [引用回数 231回](#))、夢のデコーディング(Horikawa et al, *Science* 2013, [引用回数 71回](#))

◎デコーデッドニューロフィードバック

- 川人光男(1988-) デコーデッドニューロフィードバック法の開発
(Shibata et al, *Science* 2011, [引用回数 125回](#))

脳科学とニューロの循環

- ニューロの根底には脳科学
- 脳科学の一部、特に計算論的神経科学は機械知能と一心同体
- ニューラルネットワーク研究が機械学習・機械知能(Machine Intelligence)に昇華
- Michael Jordan, Zoubin Ghahramani, Sethu Vijayakumar
- 脳の計算理論から新しいロボット、学習法
- 脳研究に機械学習を利用
- 脳科学とその応用はすでに30年前から循環し、着実に進歩している。片肺ではダメ

日本の脳研究と人工知能まとめ

- 人工知能は脳科学(計算理論、ニューラルネットワークス)に基づいている
- 脳科学はさらに進んだ人工知能の元になる
- 人工知能(機械学習)は、脳科学の研究に利用されている(神谷之康さんなどのデコーディング)
- 特にBMI、バイオマーカー、ニューロフィードバック治療など
- ビッグデータと複雑なモデルの機械学習はスパースネスが肝(佐藤雅昭さん、山下宙人さんなどの階層変分ベイズ、Sparse Logistic Regression など、岡田真人さんの新学術領域など)

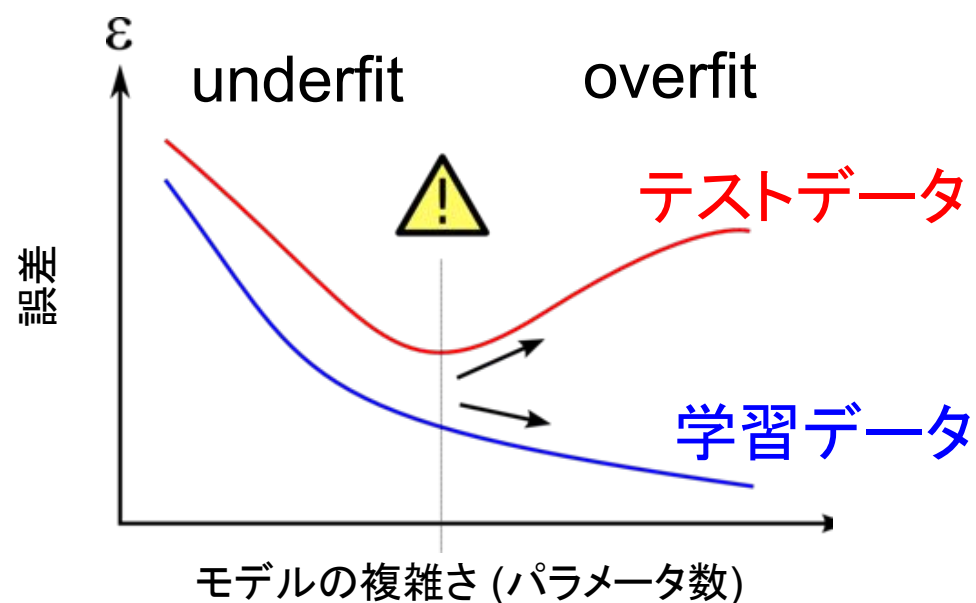
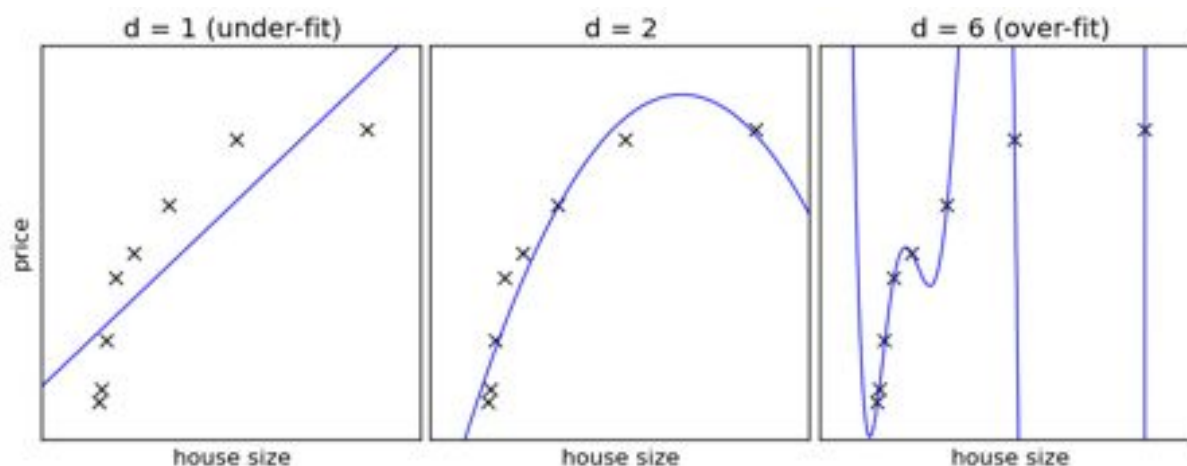
発表内容

- 第3次人工知能ブームをどうとらえるか
- 日本の研究の歴史
- 日本に勝ち目は残されているのか
- 有望な研究・開発テーマ

DARPA Robotic Challenge



ニューラルネットワーク学習の最大の困難: Overfitting: 汎化能力の欠如



階層強化学習による ロボットの起きあがり

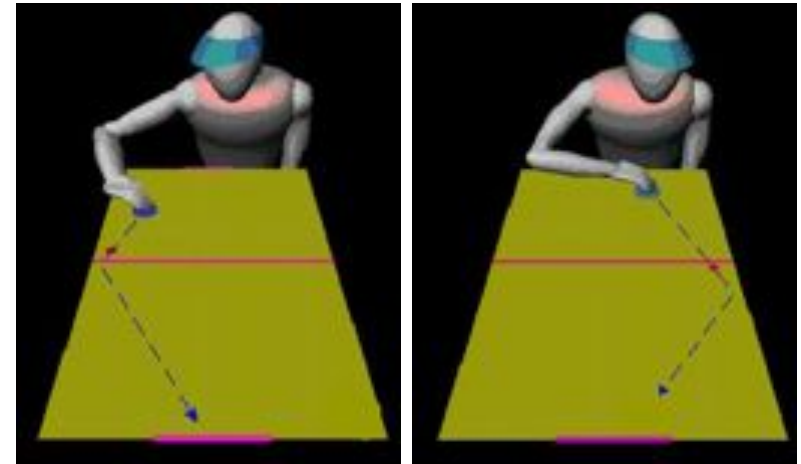
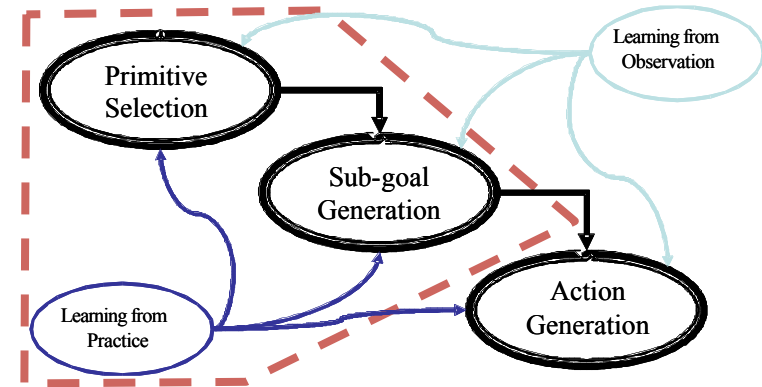
森本淳、銅谷賢治



Morimoto J. and Doya K.: Acquisition of stand-up behavior by a real robot using hierarchical reinforcement learning. *Robotics and Autonomous Systems*, **36**, 37-51 (2001)

強化学習・見まね・熟練学習 エアホッケー

- Learn appropriate actions and sub-goals for the observed situation.
 - Database initialized with **supervised data**; observes human player.
 - Actions: Right bank shot, left bank shot, etc.
- Learn by adjusting the distance to the query point within the database.
 - Data is retrieved using **locally weighted learning** (LWL) techniques.
 - Weights are updated using **Q learning** techniques.
 - **Agent receives feedback (reward and penalty) while playing.**



エアホッケー

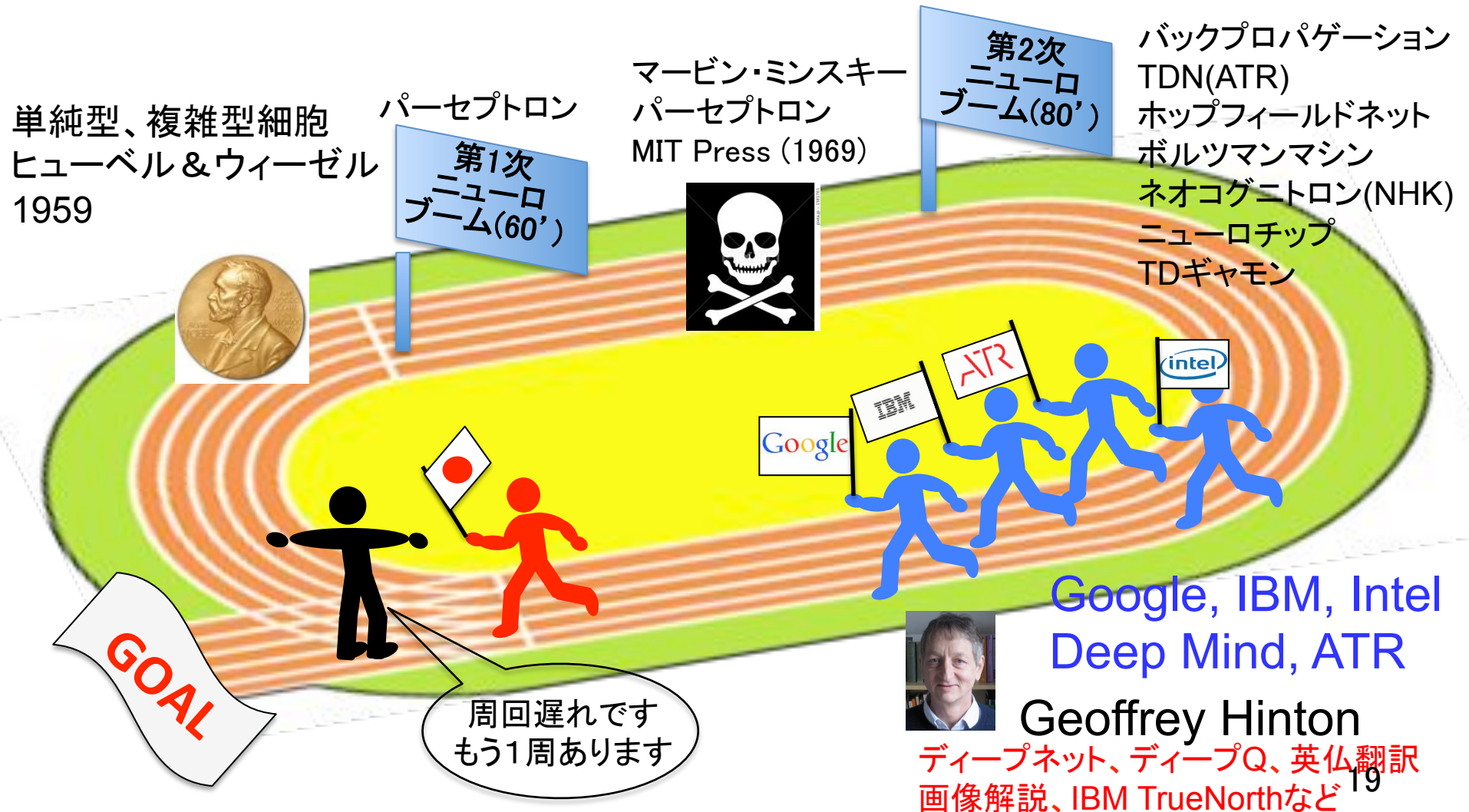
発表内容

- 第3次人工知能ブームをどうとらえるか
- 日本の研究の歴史
- 日本に勝ち目は残されているのか
- 有望な研究・開発テーマ

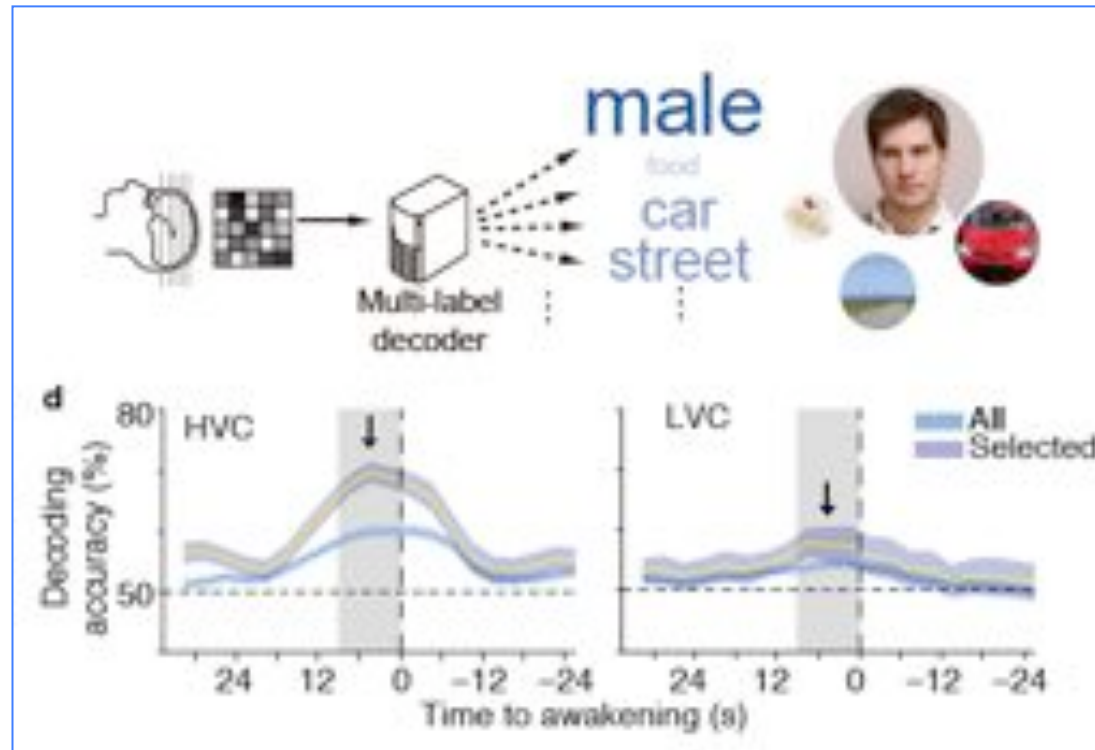
第3次人工知能ブーム！？

周回遅れのトップランナー

学問と技術の流れを勉強していない人達は危ない



夢のデコーディング (ATR・神谷之康研究室)



Science,
(2013)

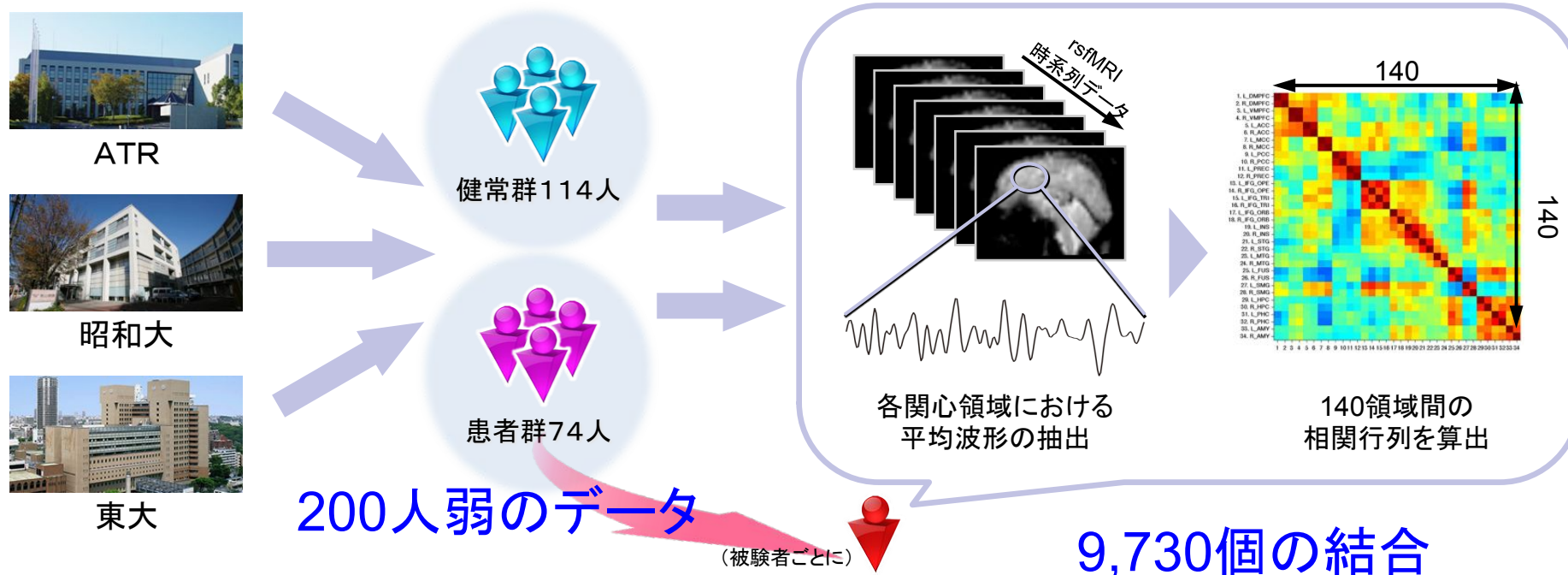
夢のデコーディング。下は夢の内容に関する2値判別の正答率(HVC, 高次視覚野;LVC, 低次視覚野)

自発的な脳活動に表現される心的状態を解読する方法を開発し、睡眠中の夢の視覚的内容のデコーディングに成功。

言語・画像データベースを用いて夢の要素となりうる画像を選択し、デコーダを構築した。これを用いて睡眠中の高次視覚野の活動を解析することで、基本的な物体(たとえば、本、クルマ、椅子、など)が夢に現れたかどうかを高い精度で予測

精神疾患の信頼性の高いバイオマーカ 安静時脳機能結合ビッグデータから診断

- ATR・昭和大・東大の3施設で、疾患（自閉症）群および健常対照群rs-fcMRI約200人のデータを収集。
- 標準的前処理の施された各被験者の時系列データから、解剖学的に決めた計140個領域間の相関行列を算出。
- 9,730個の結合から16個が自動的に選択される



ASD Biomarker Generalization across the Pacific Ocean

Training data



ATR



Showa Univ.



Tokyo Univ

Test data

6 sites
in
USA



114 Normal



74 ASD



34 Normal



34 ASD

Learning of ASD/
NC classifier
by L1-regularized CCA
and SLR **85%**



Application
to the
Second
Cohort

Percent Correct **75%**

Yahata N., et al.
revised manuscript submitted

データの質と量が最も大事 データ＞モデリング＞機械学習 日本にも勝ち目がある

Supplementary Table 4 | Classification performances for the Japanese discovery cohort and the USA independent validation cohort when only a subset of the Japanese three sites was used for training the ASD classifier.

Dataset	Accuracy (%)					Mean ± SD
	Site 1	Site 2	Site 1+Site 2	Site 1+Site 3	Site 2+Site 3	
JP LOOCV	75.3	48.0	83.8	68.9	67.6	68.7 ± 13.2
US Generalization	53.4	52.3	65.7	63.6	73.9	61.8 ± 9.0

総務省関連ビッグデータベース施策

- ATR自動翻訳・音声翻訳: ATR音声・対話データベース
- 脳イノベ: ATR BMIハウス 日常生活脳・行動

脳に学ぶ人工知能の今後

- 学習の汎化の困難は解決されていない
- 脳は学習汎化をどのように実現しているか
 - 電気シナプスによる同期と自由度の制御
- 強化学習とロボット(壊れる前の学習)
 - 見まね(軌道周りの学習)、モジュール、階層、順逆・内部モデル、逆強化学習
- 認知と制御を統一的・理論的に理解して上記の2つの困難を同時に解決する新しい枠組み
- 脳と現実世界の複合ビッグデータを如何に取得するかがブレイクスルーへの鍵(標本数とデータ次元)
- 脳情報解読と制御の高精度化によって非連続の機械知能の進化を目指す
- 第2次ニューロブームでできたこと: 脳科学委員会、理研BSI、機械学習、計算論など

提言

- 欧米巨大IT企業と同じ戦場では勝ち目がない
- 画像、テキスト、棋譜などビッグデータが押さえられている
- NIPSでの体力格差、ディープラーニングも終わっている: 大学での機械学習人材育成必須
- 少数個学習サンプル用の人工知能
- ロボット・制御・脳・日常生活などのデータ獲得
- 過去の日本の研究開発(ネオコグニトロン、TNN、ATR音声データベース、階層強化学習、デコーディング、BMIハウス等々)をきちんと評価して考えよう