

# 人工知能と脳計算論

ー脳に学ぶ人工知能の今後

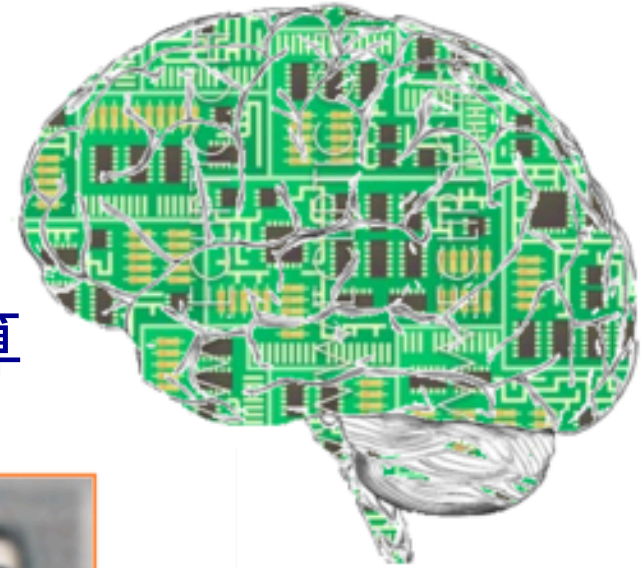
川人光男

ATR脳情報研究所

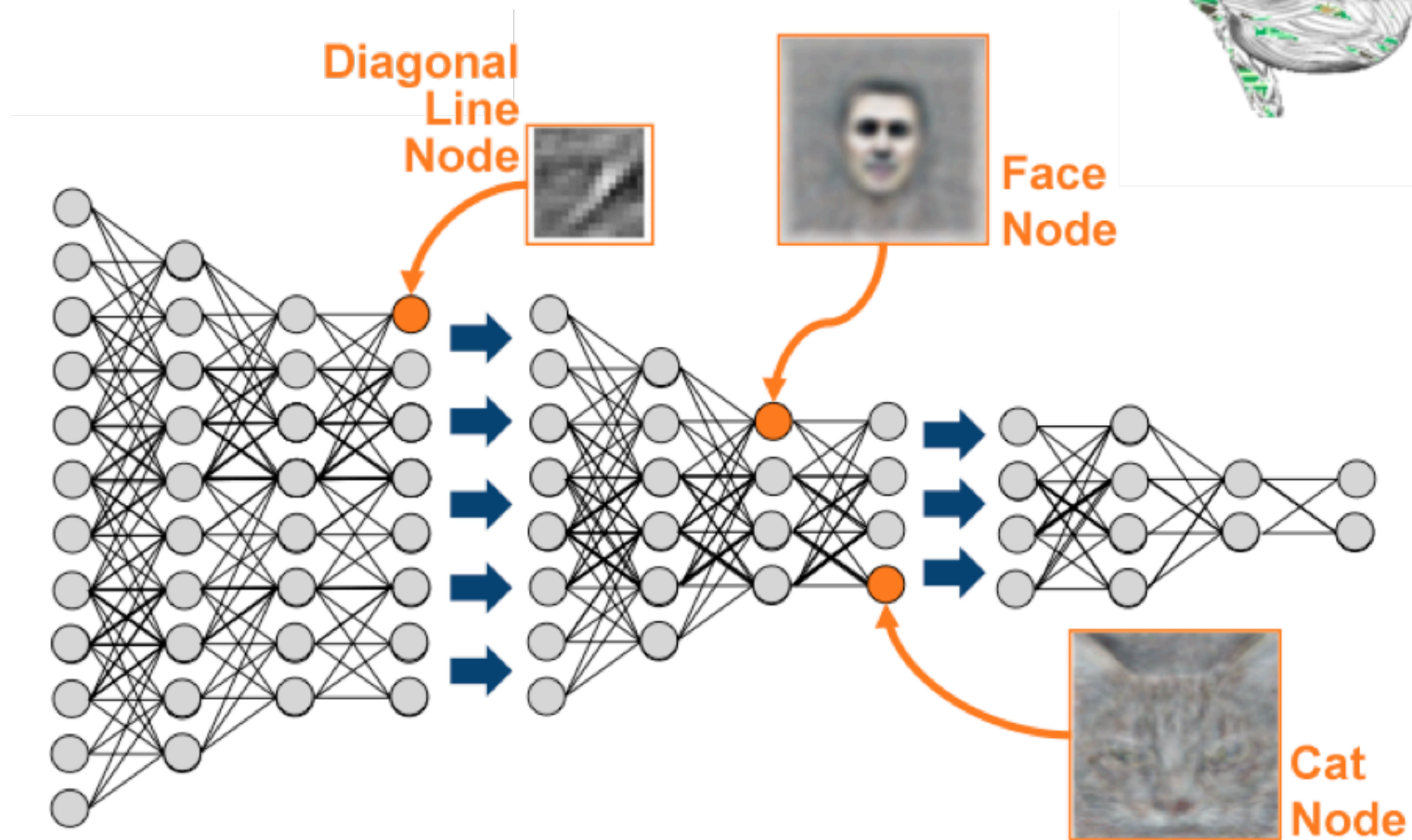
# 発表内容

- 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

# 人工知能

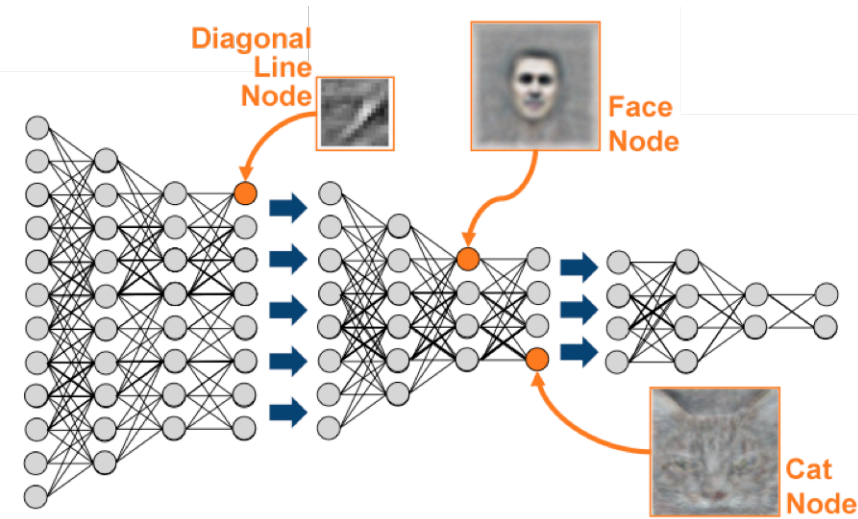


機械学習 + ビッグデータ + 高速演算



# 人工知能の成功と失敗

機械学習 + ビッグデータ + 高速演算



## Google masters Go

Deep-learning software excels at complex ancient board game

Deep-learning software has beaten a human Go player for the first time. The program, called AlphaGo, was developed by Google and its subsidiary DeepMind. It defeated the world champion Go player Lee Sedol in a match that was broadcast live on television. The program's victory was a landmark achievement in artificial intelligence, as Go is a much more complex game than the ones that have previously been mastered by computers.

4-1



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

**Google masters Go**  
Deep-learning software excels at complex ancient board game.

BY ELIZABETH BILNEY

AlphaGo, a computer program that has beaten a human Go professional for the first time at Go, is an ancient board game that has long been viewed as one of the greatest challenges for artificial intelligence (AI).

The best human players of chess, draughts and backgammon have all been out-matched by computers. But a fully functioning AI needed for computers to win at Go. Now, Google's London-based AI company DeepMind, claims that its machine has mastered the game.

DeepMind's program, AlphaGo, beat Fan Hui, the European Go champion, last year. It then defeated the world's top-ranked professional Go player, Lee Sedol, in a match that was broadcast live on television. The program's victory was a landmark achievement in artificial intelligence, as Go is a much more complex game than the ones that have previously been mastered by computers.

AlphaGo was developed by Google and its subsidiary DeepMind. It defeated the world champion Go player Lee Sedol in a match that was broadcast live on television. The program's victory was a landmark achievement in artificial intelligence, as Go is a much more complex game than the ones that have previously been mastered by computers.





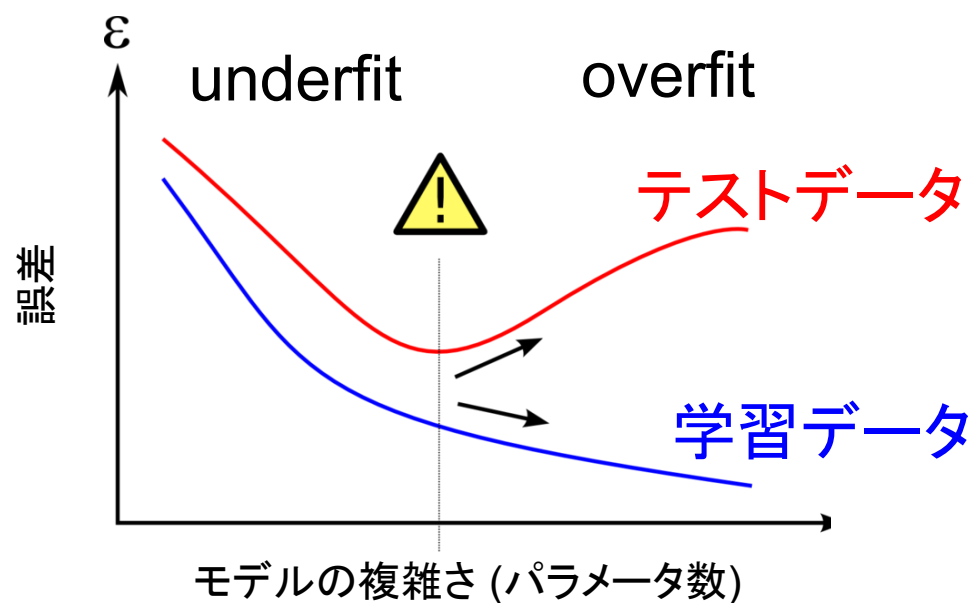
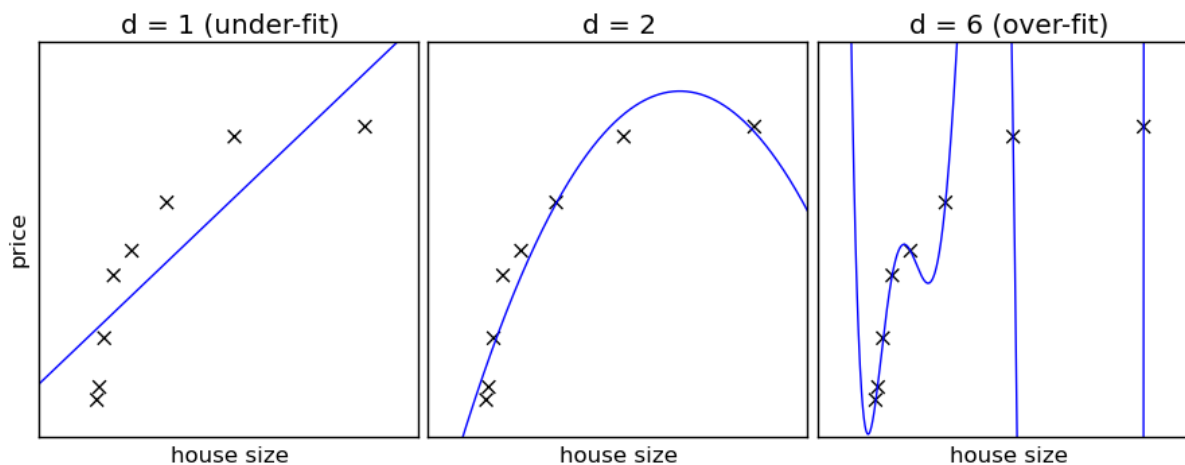
# DARPA Robotic Challenge



多数は転倒、少数は恐ろしくノロイ  
PM Gill Pratt 新しい概念皆無!?

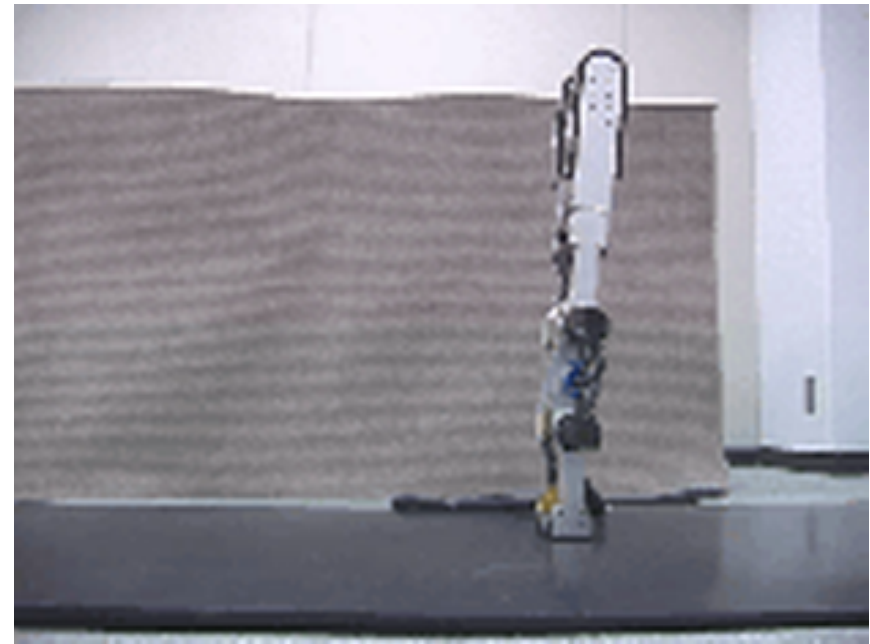
# 機械学習の最大の困難: Overfit

## 現在ビッグデータ必須、少数サンプル？



# ロボットの起立運動の階層強化学習 少数学習サンプル<100からの学習

森本淳、銅谷賢治

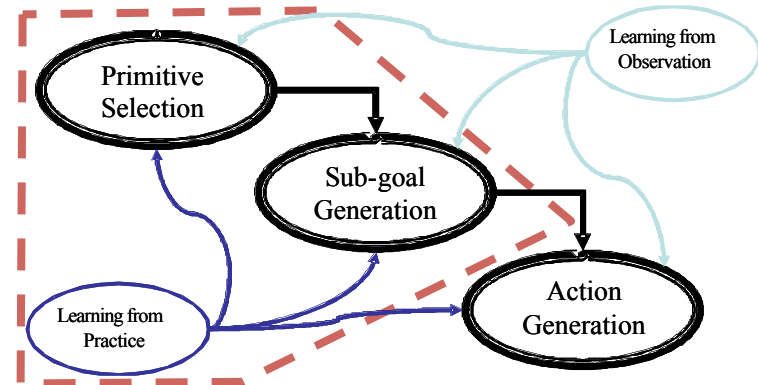


Morimoto J. and Doya K.: Acquisition of stand-up behavior by a real robot using hierarchical reinforcement learning. *Robotics and Autonomous Systems*, **36**, 37-51 (2001)

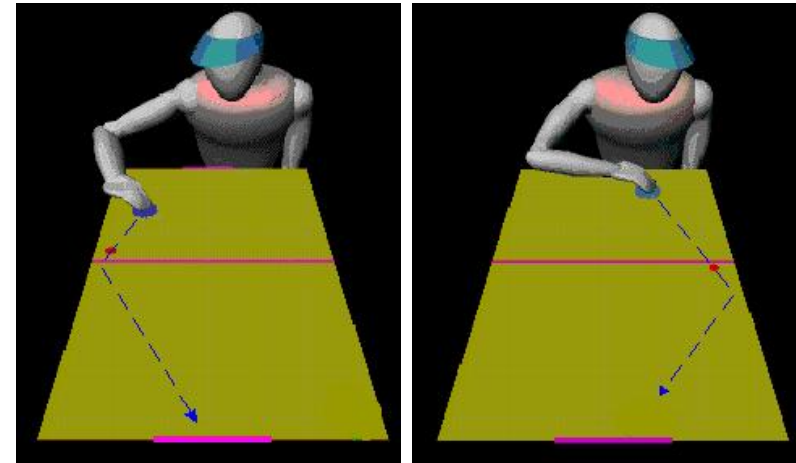
# 強化学習・見まね・熟練学習 エアホッケー

- 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



Darrin C. Bentivegna



Atkeson CG, Hale J, Pollick F, Riley M, Kotosaka S, Schaal S, Shibata T, Tevatia G, Vijayakumar S, Ude A, Kawato M: Using humanoid robots to study human behavior. *IEEE Intelligent Systems*, **15**, 46-56 (2000).

# 『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、ニューロと機械学習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)！**？**
- 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
- Google DeepMindのDeepQは実機で**ない**
- ロボット・現実世界・ライフログではビッグデータが**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)



# ディープラーニング(CNN)の父に聞く



福島邦彦

(NikkeiBPnet, 2015/5/22)

- 生理学からはヒントをもらうが、
- 開発時には実際の脳はいったん忘れて研究を進めることが重要だ。
- ただ、それだけではいずれ限界が来る。
- その時はもう一度、生理学に戻って考える。
- これを繰り返すことで、前進していけるだろう。

本スライドは東大教授岡田真人先生ご提供

# 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(特に**ブレインマシンインタフェース: BMI**など)に利用されている(ATR・神谷之康さんなどのデコーディング)
- **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**が肝腎(ATR・佐藤雅昭さん、山下宙人さんなどの階層変分ベイズ、岡田真人先生の文科省新学術領域など)

# 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

# 脳科学とニューロの循環

- 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: 例 Michael Jordan, Zoubin Ghahramani, Sethu Vijayakumar
- 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

# NIPS

- 毎年12月に開催される機械学習分野の最大の国際会議
- 2016年で30周年を迎える
- 採択率は20~25%程度
- 全員がポスター発表(19時~24時)
- 口頭発表に選ばれるのは高々15~20件. 招待講演とともにシングルトラックで行われる.

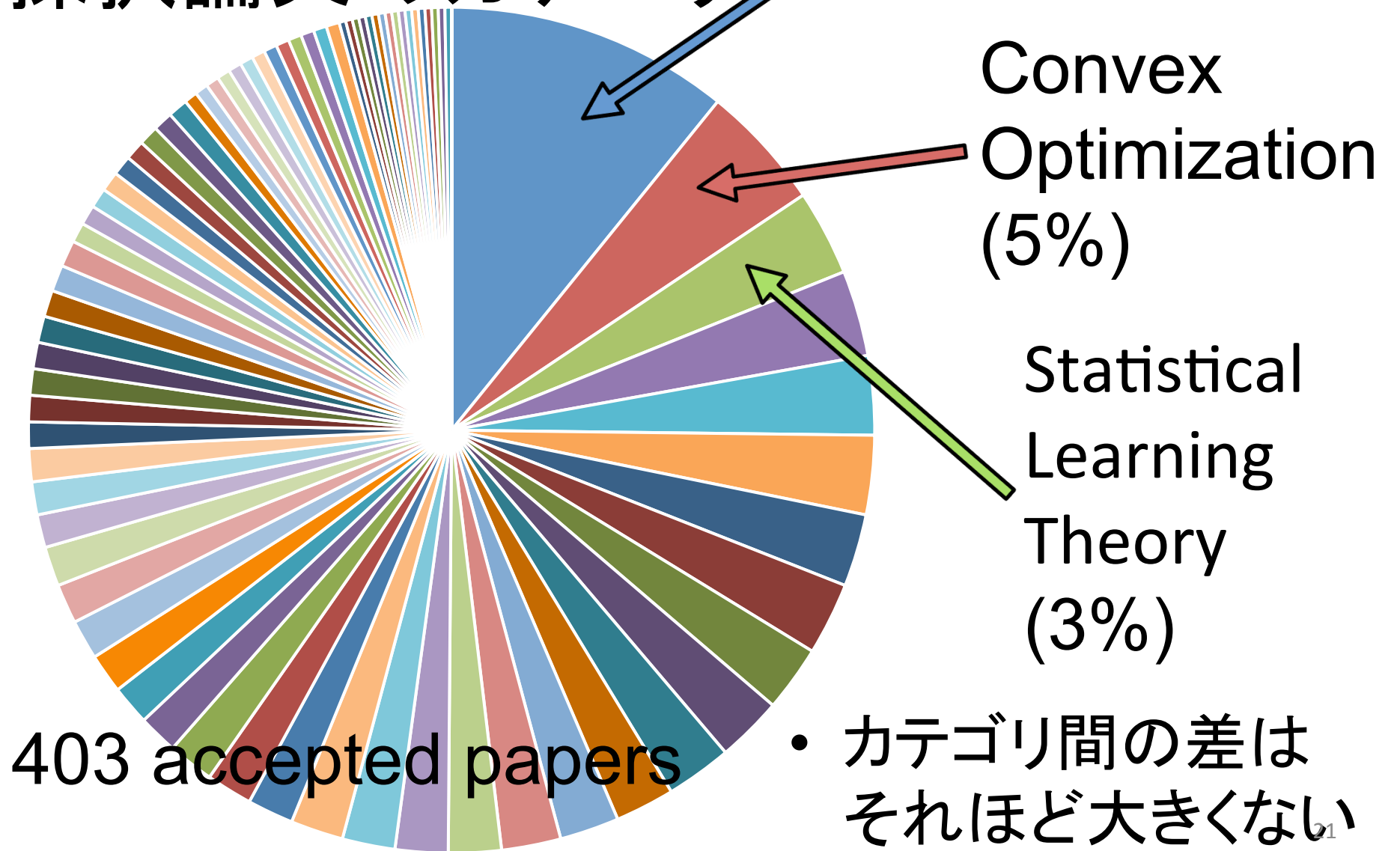
ここから5枚のスライドは東大教授杉山将先生  
(理研AIPセンター長)のご提供



# NIPS2015

- 論文投稿数は1838(2014年の1678件から約10%増)
- 参加者数は3800(2014年の2500名から約50%増)
- 研究者数は微増だが、聴講者数が大幅増(国内と同傾向)

# NIPS2015の 採択論文のカテゴリ

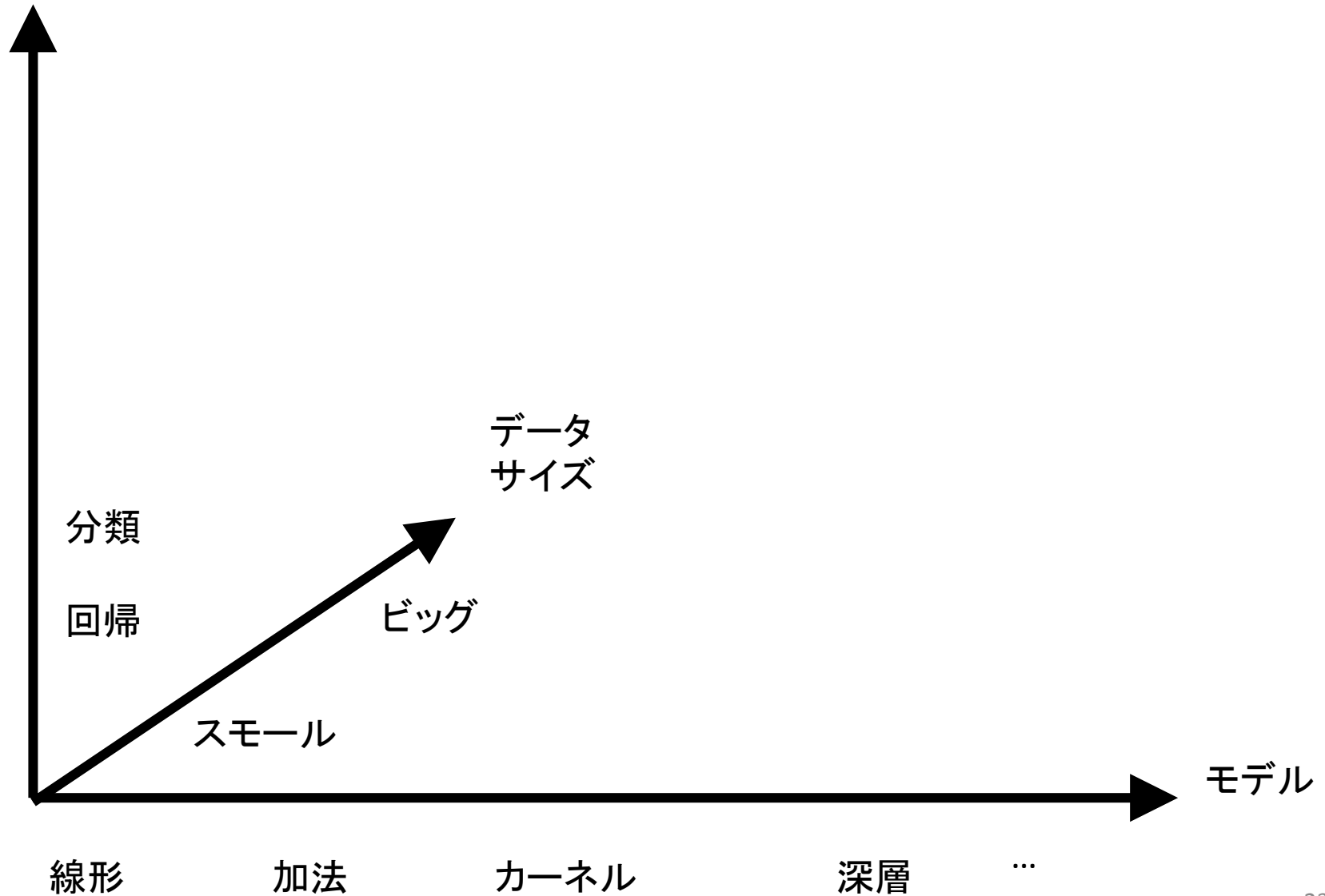


# 研究トピックの動向

- 産業界における爆発的な深層学習ブームと比較して:
  - 深層学習が一番人気のトピックであることには違いがないが、それほど支配的ではない
  - 最適化や学習理論など、長期的に研究すべき基礎のトピックを中心に、機械学習に関する様々なトピックが幅広く研究されている

# 機械学習の研究軸

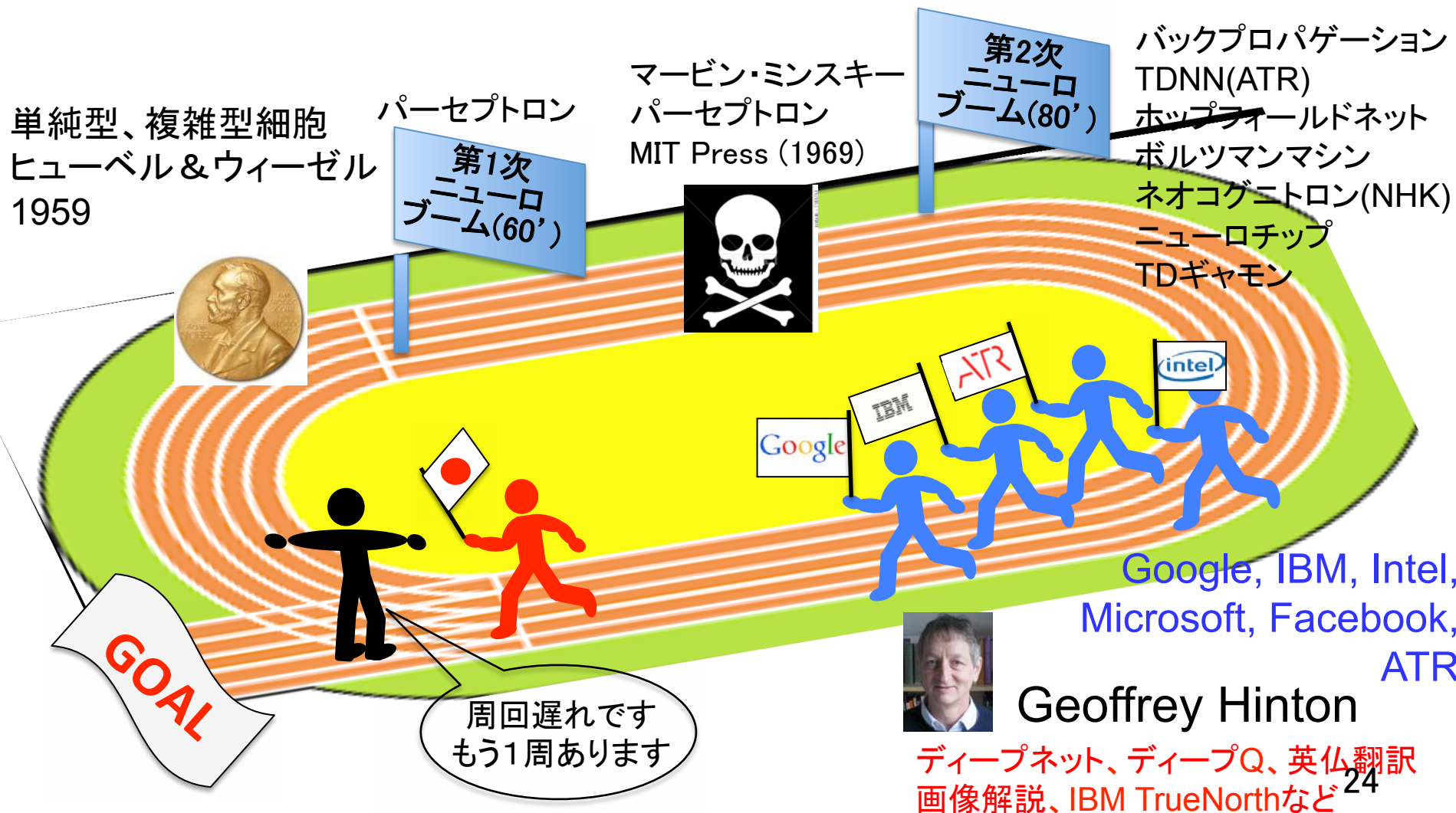
学習法



# 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





# 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

# 人工知能と脳科学

- 人工知能は脳科学の一部門・計算論的神経科学、ニューラルネットワークモデルから発生
- 深層学習はネオコグニトロン＋逆伝搬学習
- 最近の進歩はビッグデータと高速演算
- ヒトの知性からはほど遠い(少数サンプルからの学習は困難、意識、注意等必要・・・)

# 少数個から学習するヒトの能力をどのように次世代人工知能で実現出来るか

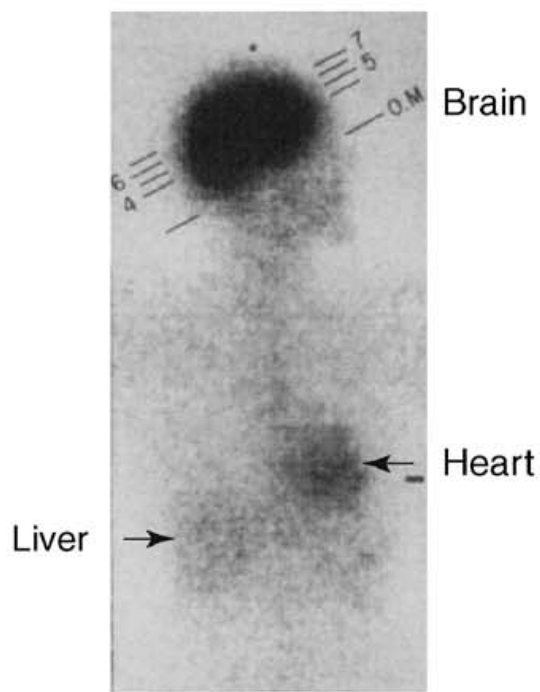
- スパースネス (SLR, SLiR)
- 階層強化学習
- モジュール性
- 内部モデル(MOSAIC)
- 注意、メタ認知、意識、エピソード記憶

Yamashita O, Sato M, Yoshioka T, Tong F, Kamitani Y: Sparse estimation automatically selects voxels relevant for the decoding of fMRI activity patterns, *NeuroImage*, **42**, 1414-1429 (2008)

Toda A, Imamizu H, Kawato M, Sato M: Reconstruction of two-dimensional movement trajectories from selected magnetoencephalography cortical currents by combined sparse Bayesian methods, *NeuroImage*, **54**, 892-905 (2011)

# 安静にしているときの脳活動

すべての脳活動の基盤で、個人認証、流動性知性、記憶力、年齢なども推定可能

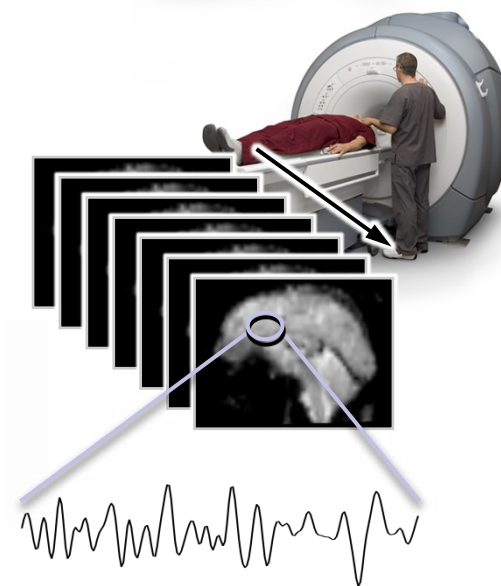


安静時のエネルギー代謝  
+ 5% = 課題時の代謝

Raichle TINCS (2010)

課題実行の  
活動

安静時の  
活動



(2~3秒おきに1ボリューム撮像)

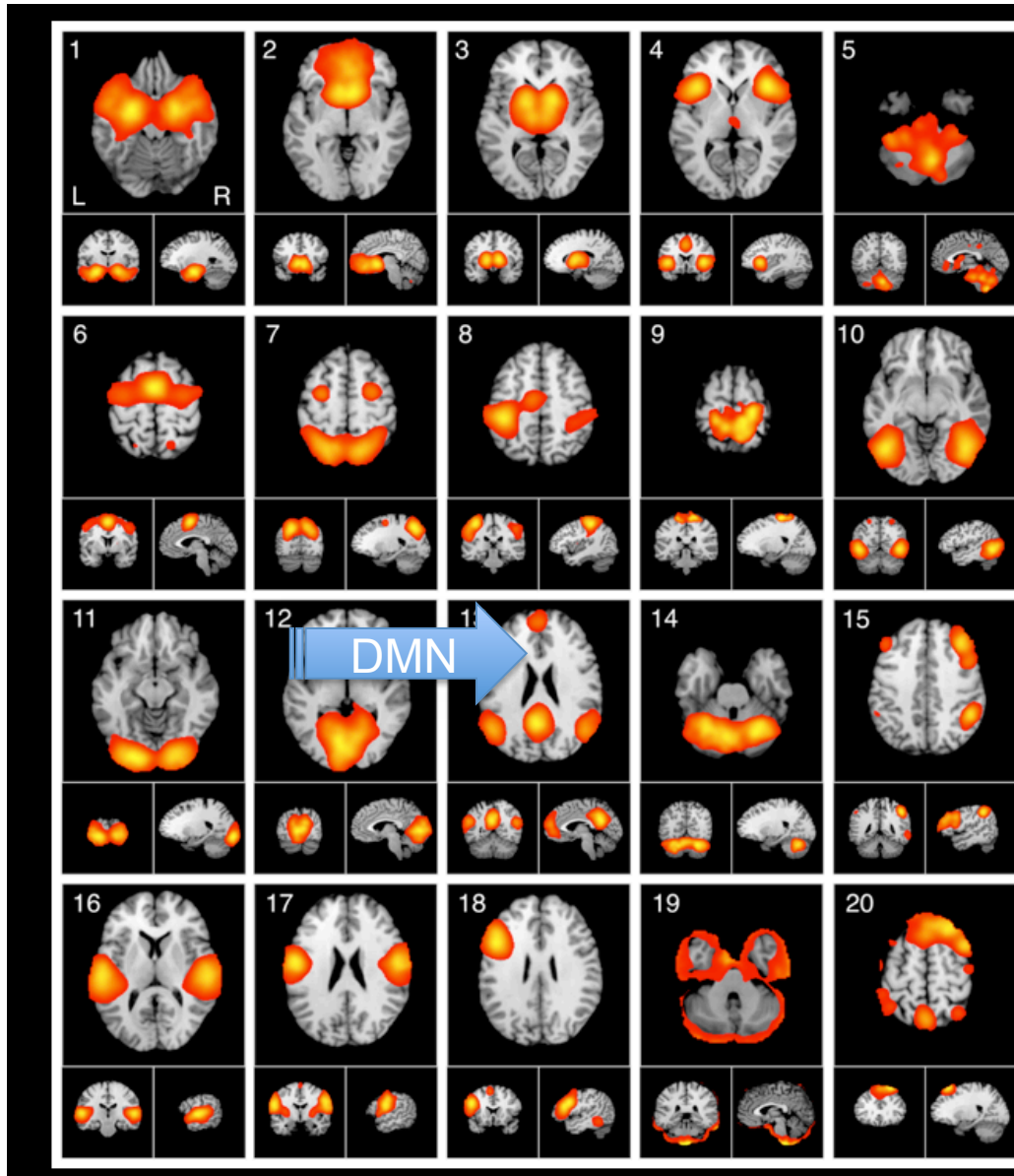
安静状態の脳活動を機能的磁気共鳴画像(MRI)装置で連続撮影(約10分)

# ビッグデータ(1万実験、2千論文、3万被験者のメタ解析)からの独立成分分析

オバマ大統領の  
ブレイン  
イニシアティブ

ヒューマン  
マクロ  
コネクトーム  
プロジェクト

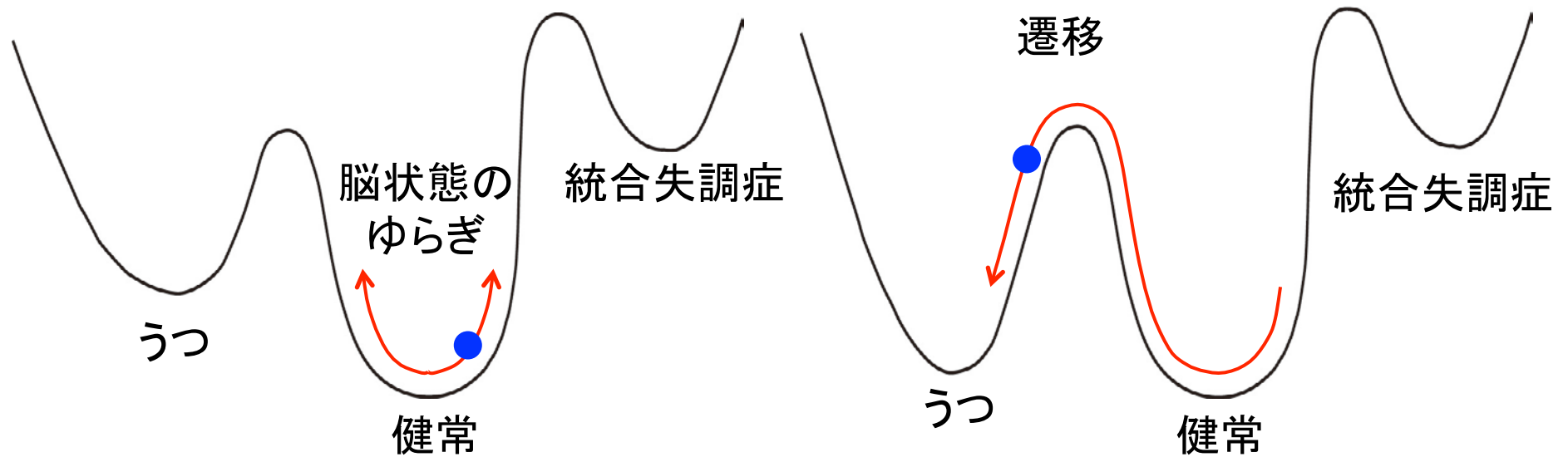
Laird AR et al.  
(2011) J. Cog.  
Neurosci. 4022  
独立成分18個中  
16個までrs-fcMRI  
と一致



# 脳機能結合ダイナミクスによる 精神疾患の理解

(A) 健常ダイナミクス

(B) 発症

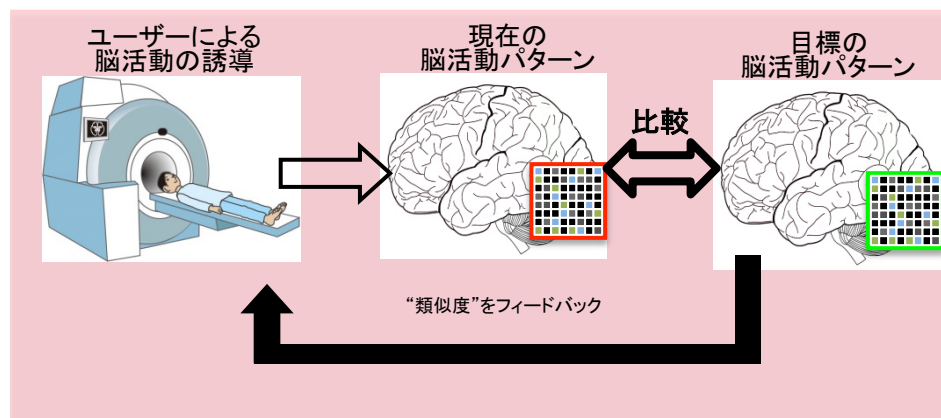


遺伝子、発達、環境

# バイオマーカーを応用した革新的治療法の開発

## DecNef OCD、疼痛

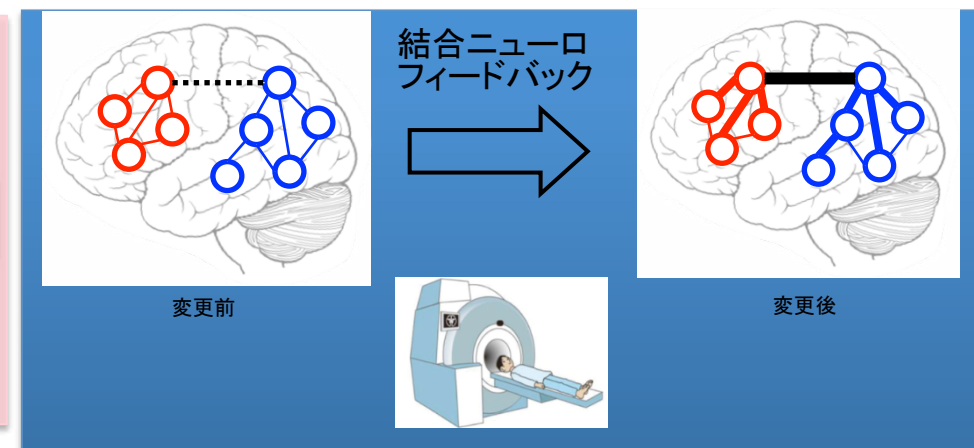
患者毎のデコーダが必要で疾患を選ぶ、オーダーメイド的治療法、デコーダの性能が高ければ8/8の成功確率、長期効果は場合による(2/3で3~5ヶ月)



Shibata K, Watanabe T, Sasaki Y, Kawato M: Perceptual learning incepted by decoded fMRI neurofeedback without stimulus presentation. *Science*, **334(6061)**, 1413–1415 (2011)

## 結合ニューロフィードバック: ASD、うつ、統合失調症

患者共通の機能的結合のバイオマーカー必要、既製服的治療法、4日間のNF訓練で少なくとも2ヶ月の長期効果

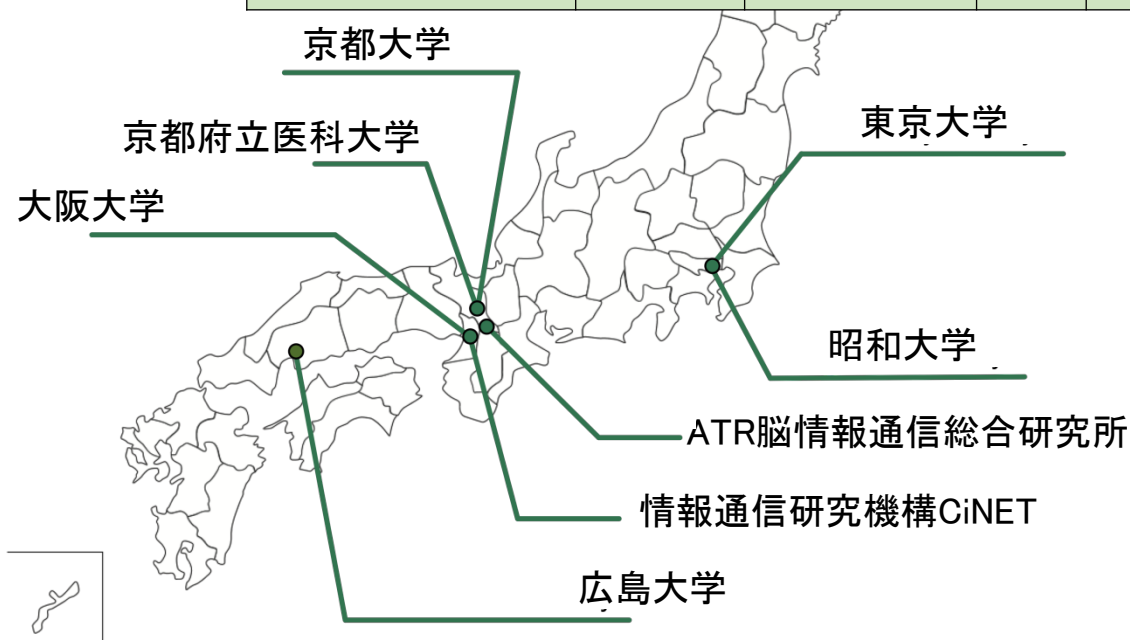


Megumi F, Yamashita A, Kawato M, Imamizu H: Functional MRI neurofeedback training on connectivity between two regions induces long-lasting changes in intrinsic functional network. *Frontiers in Human Neuroscience*, **9(160)**, doi: 10.3389/fnhum.2015.00160 (2015)



## DecNefを応用した精神疾患の診断・治療システムの開発と臨床応用拠点の構築

研究機関	MRI スキャナ	疾患	データ数		
			患者	健常者	合計
東京大学	GE, Philips	うつ病、統合失調症	50	70	120
大阪大学	Siemens	慢性疼痛	0	0	0
京都府立医科大学	Philips	強迫性障害	89	93	182
昭和大学	Siemens	自閉スペクトラム症	46	32	78
京都大学	Siemens	統合失調症	67	109	176
広島大学	GE, Siemens	うつ病	180	287	467
情報通信研究機構 CiNET	Siemens	腰痛	17	17	34
ATR脳情報通信総合研究所	Siemens	-	0	102	102
合計			449	710	1159





# ATR内クリニック(さかい京阪奈クリニック)

ATR内にさかい京阪奈クリニックを誘致(2016年2月1日開業)

- ATRの先進的な脳計測及び解析技術を、精神疾患患者を対象として、即座に安全に検証できる臨床応用拠点
- 臨床・脳科学の双方に精通した専任医師2名が勤務



酒井雄希 院長



山田貴志 医師

吹き抜けに面した  
2階廊下を通りクリニックへ

明るい中庭に面し、落ち着いて  
診察を受けられるクリニック



精神疾患診断・治療の  
臨床応用拠点構築

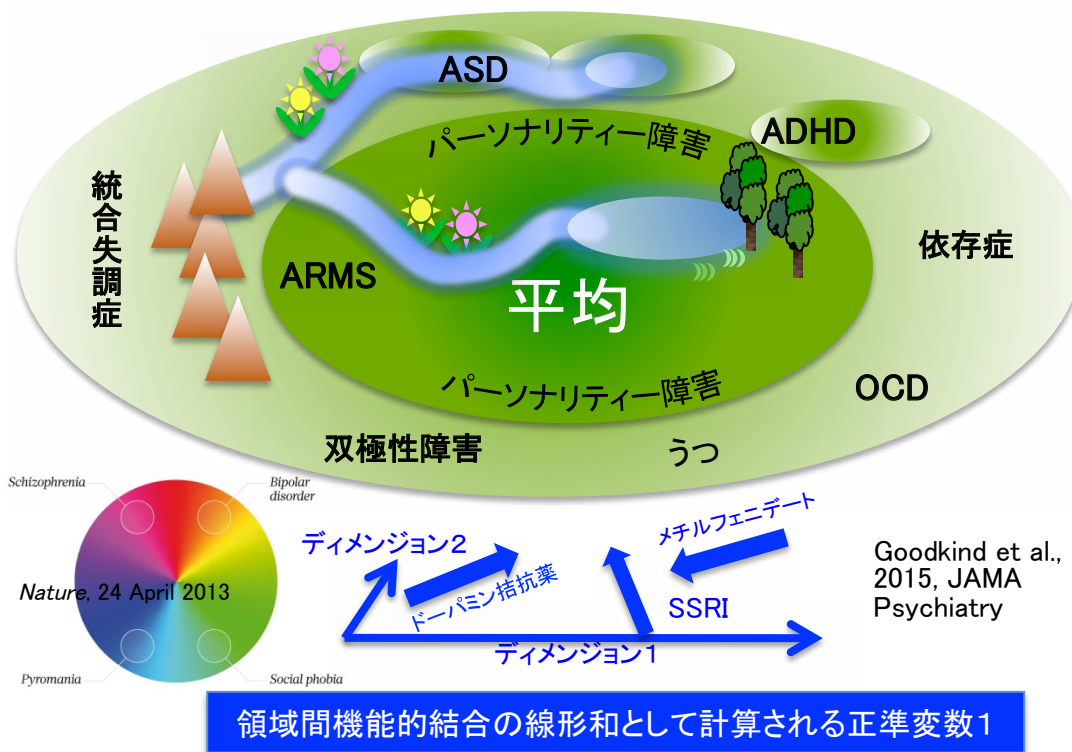


# 多疾患を脳回路に基づいて再定義する

- 現在の診断は症候
- 様々な弊害
- 新しい薬が出ない
- Googleに移ったNIMH 前所長Insel:RDoC
- 遺伝学・脳科学で疾患を再定義
- 脳科学では世界初

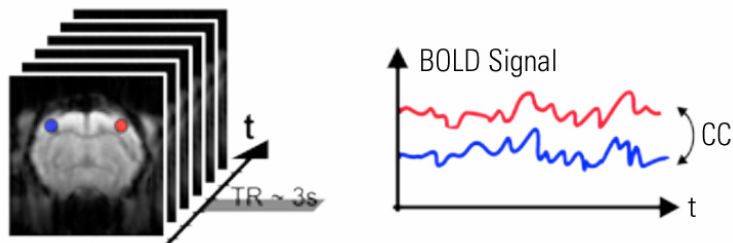


Dr. Tom Insel  
Former NIMH director  
Moved to Google in 2015



# 脳の回路を1万の機能的結合で定量 従来型人工知能では10万人必要

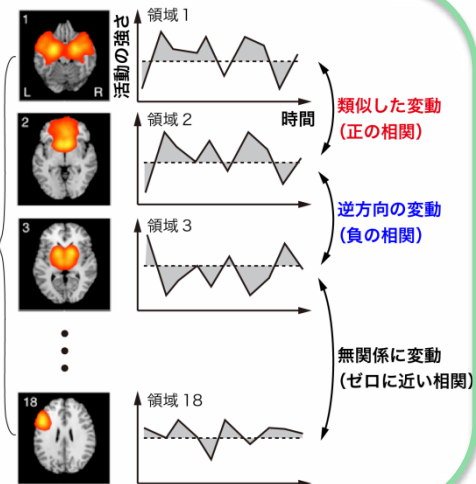
機能的磁気共鳴画像で2つの  
脳領域の機能的結合を決める



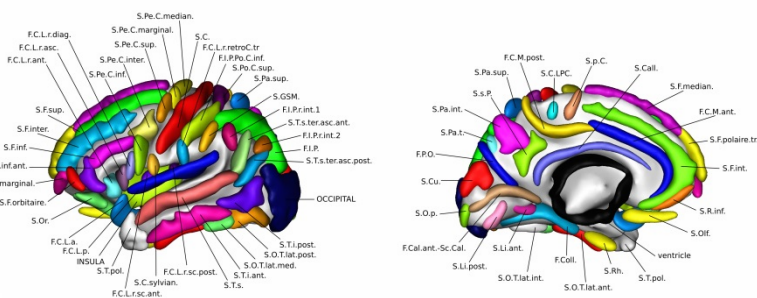
信号の波形が近いと結合は正で強い(～1)

機能的結合は  
2つの脳信号  
の相関で決める

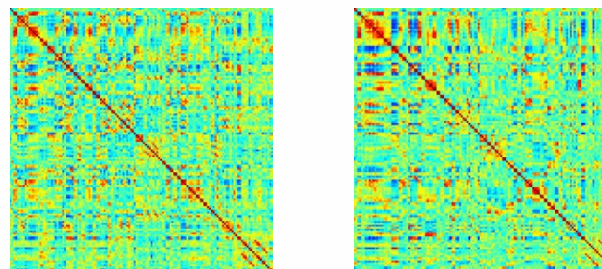
似ている: 相関正  
逆: 相関負  
関係ない: 相関0



脳全体を皺にもとづいて  
140個の小領域に分ける



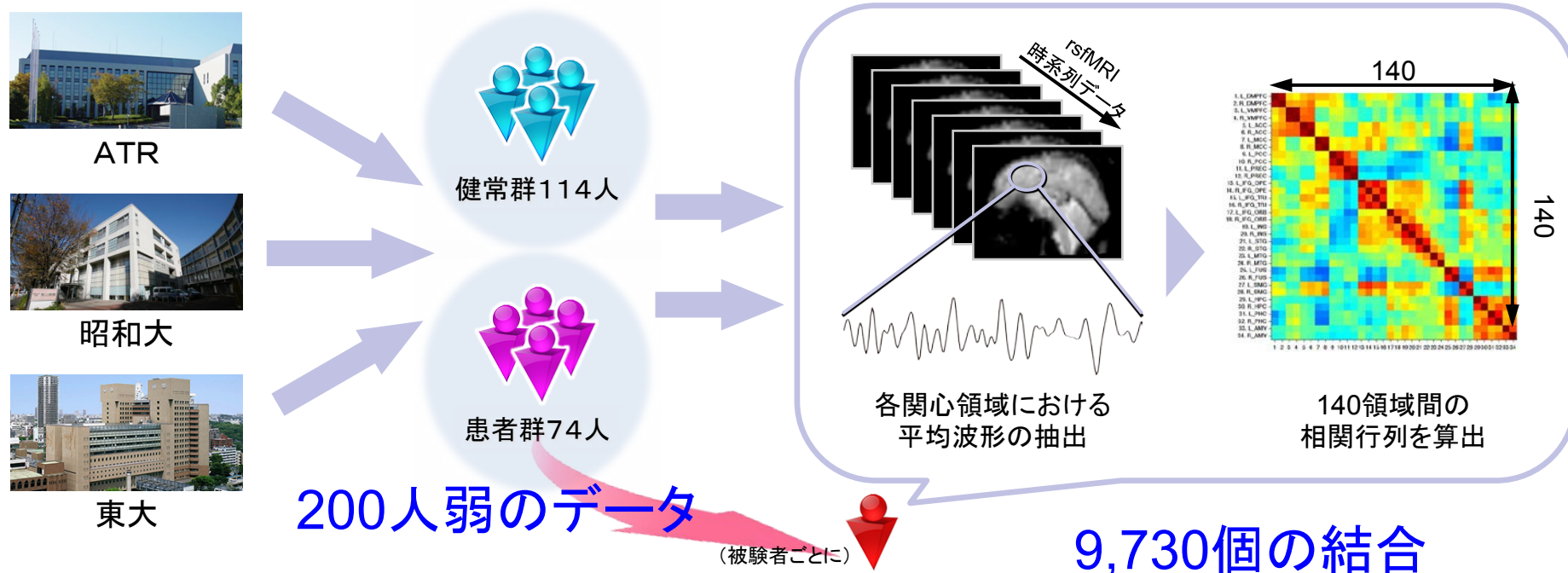
脳の全体回路を定量的に表  
す  $9,730 = 140 \times (140 - 1) / 2$  個の  
機能的結合が求まる:  
個人脳 = ～1万個の数





# 精神疾患の信頼性の高いバイオマーカー 安静時脳機能結合ビッグ?!データから診断

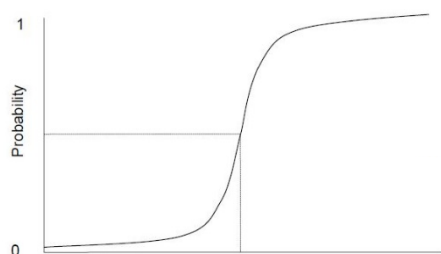
- ATR・昭和大・東大の3施設で、疾患（自閉症）群および定型発達対照群rs-fcMRI約200人のデータを収集。
- 各被験者の時系列データから、解剖学的に決めた計140個領域間の相関行列を算出：個人毎の脳機能ネットワーク
- 9,730個の結合から人工知能で16個が自動的に選択される



# 人工知能技術について

本研究で開発した少数データに対応する技術

ターゲットモデルの高精度化

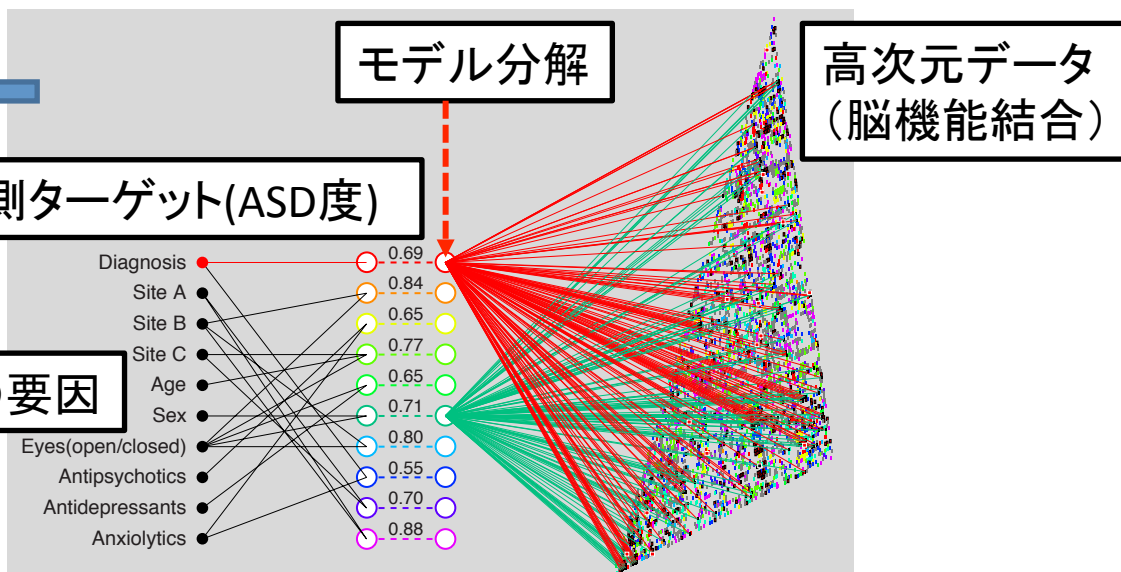


Sparse Logistic Regression(SLR):

$$P(\text{ASD} | \mathbf{z}) = \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{w}^T \mathbf{z}}}$$

それ以外の要因

予測ターゲット(ASD度)



Sparse Canonical Correlation Analysis (SCCA):

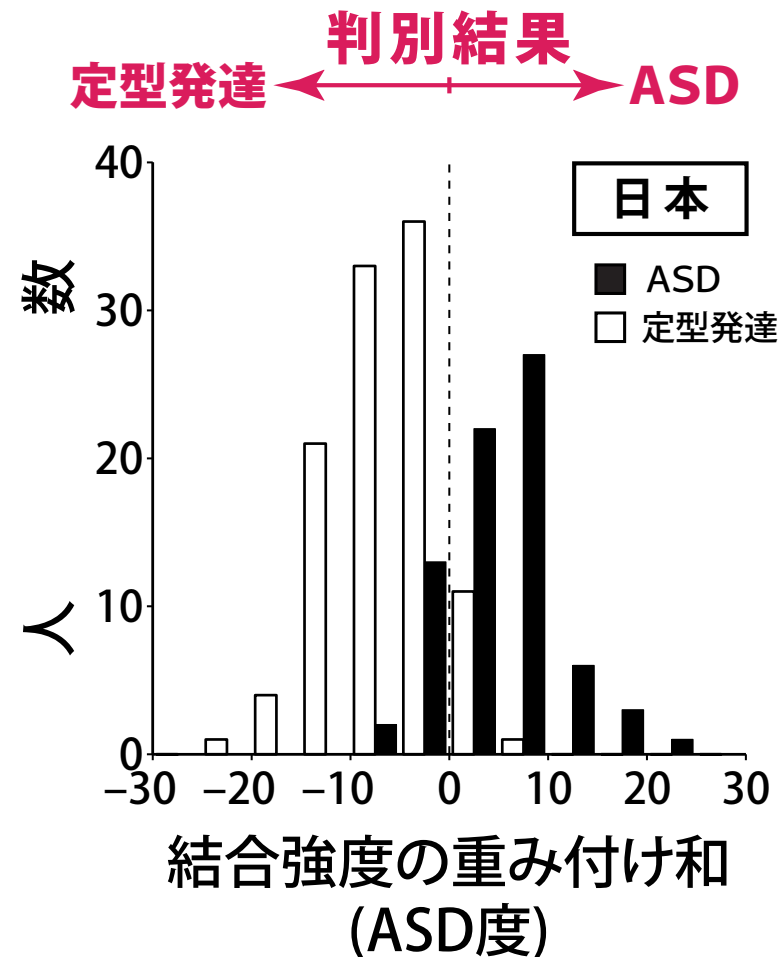
$$\max_{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2} \mathbf{v}_1^T \mathbf{X}_1^T \mathbf{X}_2 \mathbf{v}_2 \quad \text{subject to} \quad \|\mathbf{v}_1\|_1^2 \leq \lambda_1, \|\mathbf{v}_2\|_1^2 \leq \lambda_2, \|\mathbf{v}_1\|_2^2 \leq 1, \|\mathbf{v}_2\|_2^2 \leq 1$$

開発された技術:

- 少ないデータからの予測を可能とするために、ターゲット以外の要因情報を活用する。
- ターゲットモデルとそれ以外の要因モデルの分解。
- ターゲットモデルの高精度化。
- 脳データに特異的な性質は用いていないため、少数データ学習問題一般に応用可能。

# 国内データの判別結果

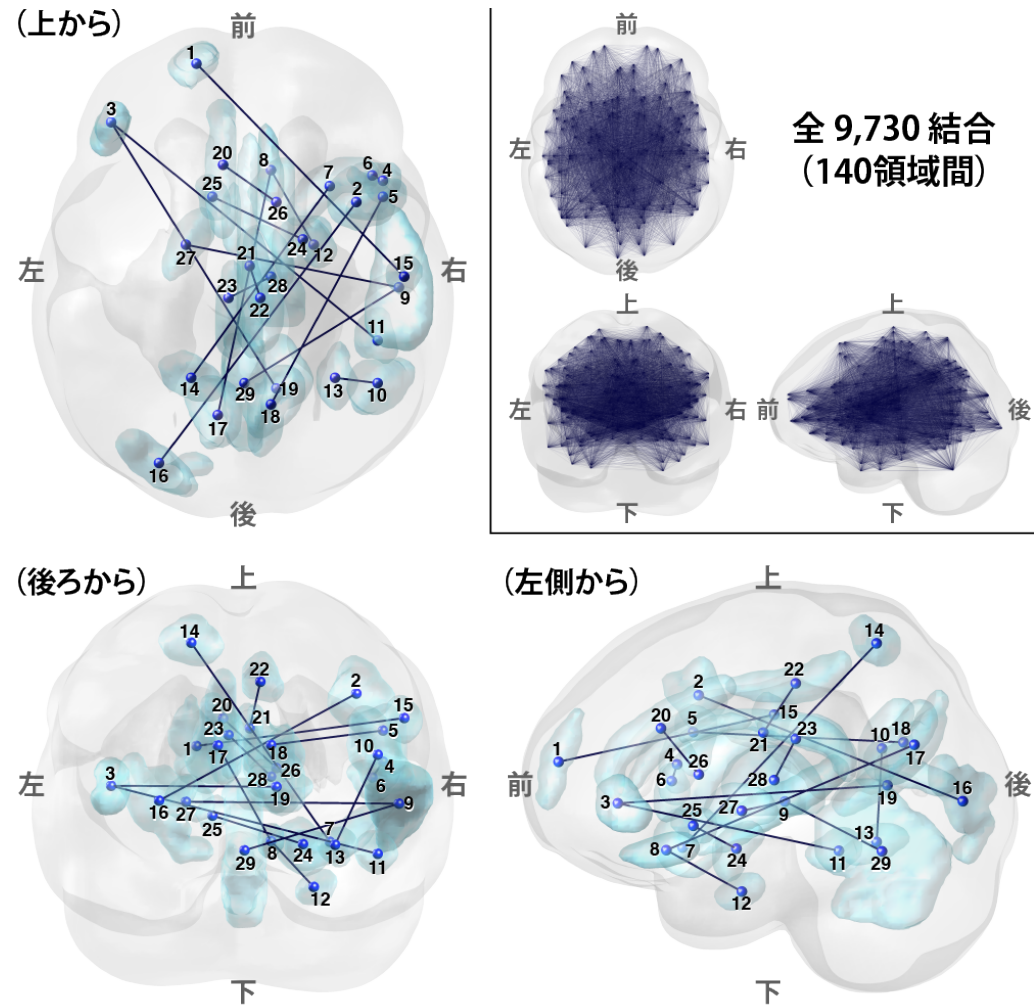
- 対象：国内3施設で募集された ASD当事者74人ならびに 定型発達者107人
- 領域間機能的結合に基づく全脳回路図・全員分に対し人工知能技術を適用、ASD特異的な結合16個を特定。
- 各人で16個の結合強度の重み付け和を求めることでASD度を算出。
- 判別結果：正答率 = 85%



Yahata N, Morimoto J, Hashimoto R, Lisi G, Shibata K, Kawakubo Y, Kuwabara H, Kuroda M, Yamada T, Megumi F, Imamizu H, Nanez JE, Takahashi H, Okamoto Y, Kasai K, Kato N, Sasaki Y, Watanabe T, Kawato M : A small number of abnormal brain connections predicts adult autism spectrum disorder, *Nature Communications*, 7:11254, (2016)

# ASDに特徴的な16個の機能的結合

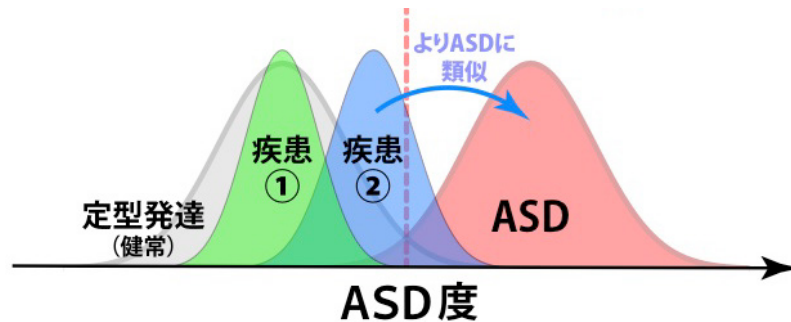
- 全9,730結合のわずか**0.2%**
- 29個の脳部位から構成。先行研究において、ヒトの社会機能への関与が示されている部位を含む。
- 左右半球間の結合7割、右半球内の結合3割で、左半球内の結合は無し。
- 定型発達群と比べた場合のASD群における結合強度の従来仮説(弱結合・強結合・距離依存)は、いずれも否定。



Yahata N, Morimoto J, Hashimoto R, Lisi G, Shibata K, Kawakubo Y, Kuwabara H, Kuroda M, Yamada T, Megumi F, Imamizu H, Nanez JE, Takahashi H, Okamoto Y, Kasai K, Kato N, Sasaki Y, Watanabe T, Kawato M : A small number of abnormal brain connections predicts adult autism spectrum disorder, *Nature Communications*, **7:11254**, (2016)

# ASD度による複数精神疾患の関係性の検討

## ● ASD度に基づく疾患比較:



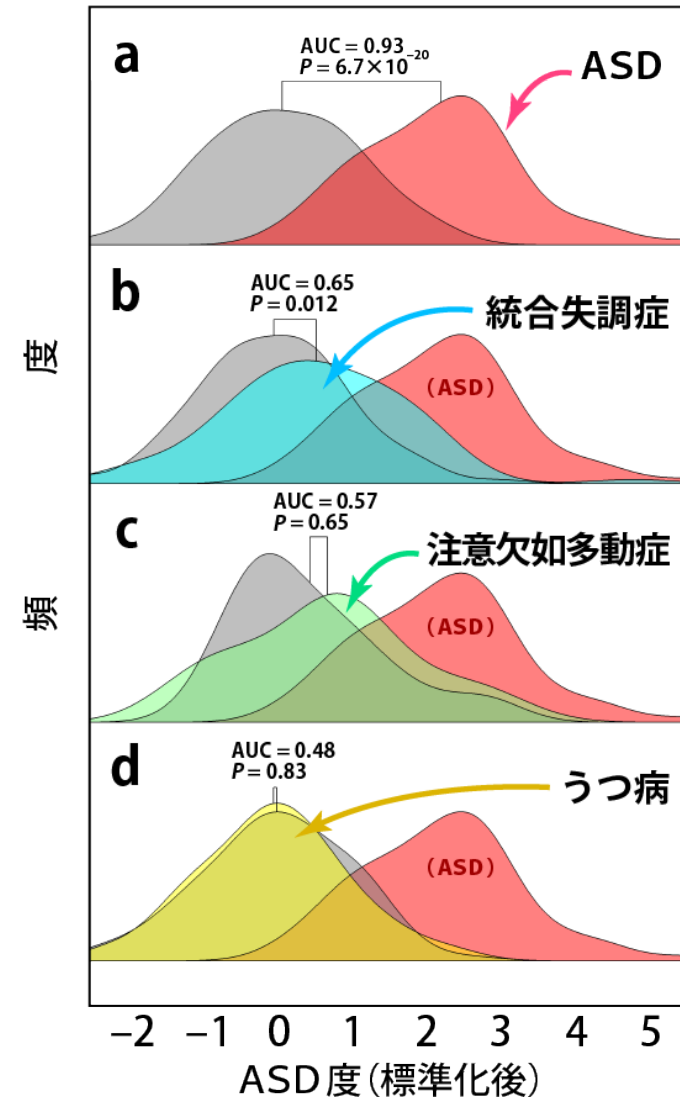
## ● 以下のデータセットで検討:

- ✓ 統合失調症66人＋対照107人
- ✓ 注意欠如多動症13人＋対照13人
- ✓ うつ病患者105人＋対照145人



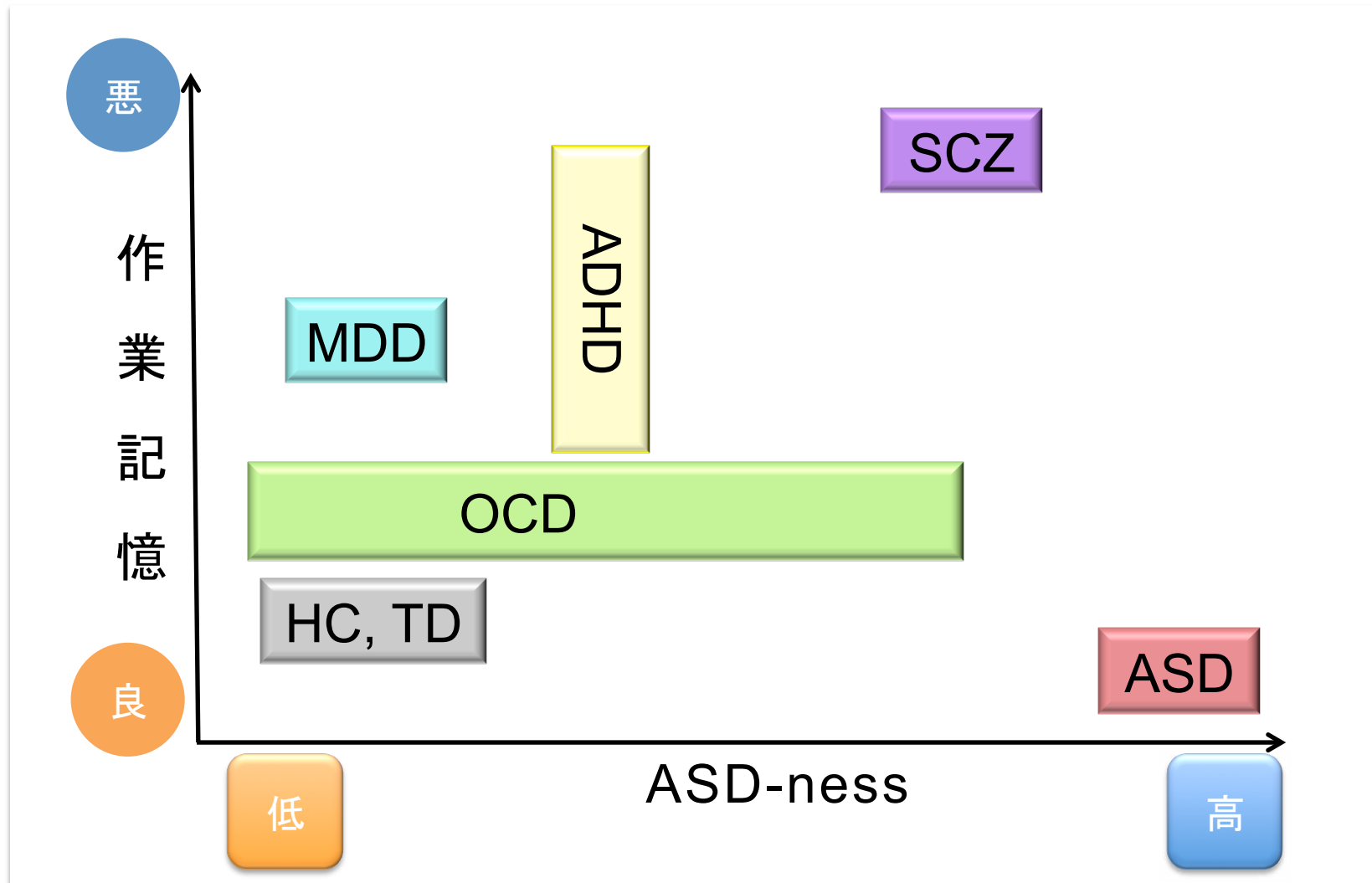
ASDと統合失調症の類似性を示唆  
(遺伝子研究と一致)

(※灰色＝各疾患群における健常／定型発達群)





# 作業記憶とASD-nessから見た 多疾患スペクトル



# 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
- 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
- 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)

# 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: 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、TDNN、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