脳科学と人工知能

川人光男

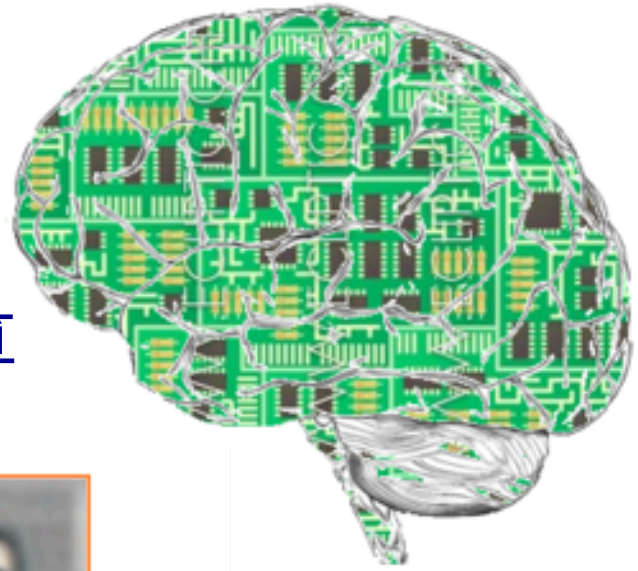
- ATR脳情報通信総合研究所・所長
- 理研革新知能統合研究センター・特任顧問
- AMED脳科学研究戦略推進プログラム・DecNefを応用した精神疾患診断・治療・領域代表
- NEDO人工知能・ATR共同研究拠点・副代表

Discovery Channel

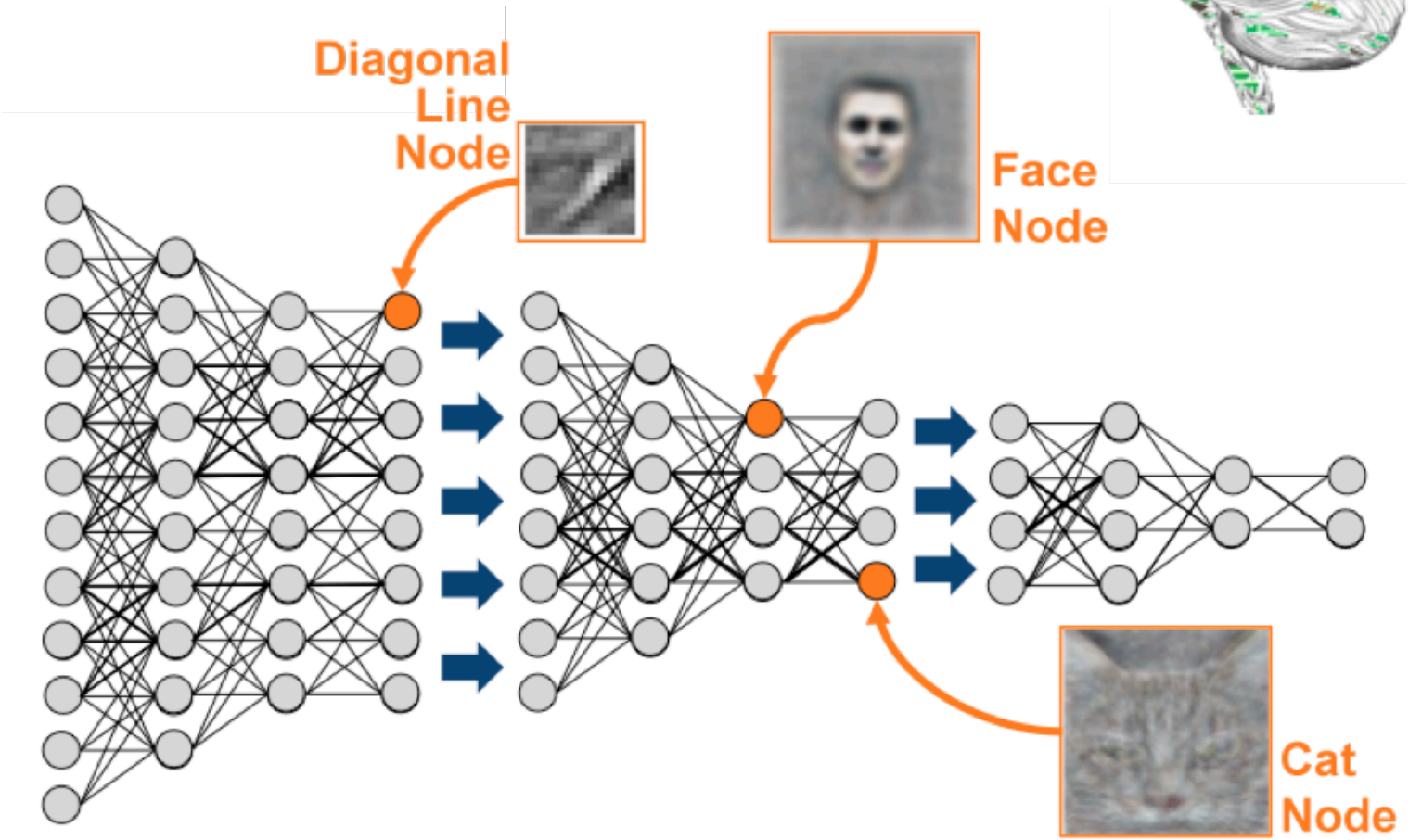
ブームだそうですが人工知能って何？？

- 70代以上：記号処理、言語
  - 人工的に人の知能を実現、第五世代、LISP(ELISA)、PROLOG、認知科学
- 60代：脳科学
  - 計算論的神経科学、受容野、強化学習、教師あり学習、教師無し学習
- 50代：人工ニューラルネットワーク
  - ネオコグニトロン、多層パーセプトロン、バックプロパゲーション、砂時計、TDギャモン、TDNN、連想記憶、ホップフィールドモデル、ボルツマンマシン
- 40代：機械学習
  - NIPS、ICML、SVM、カーネル法、ARD、ベイズ、最適化、計算学習理論、統計学習理論、汎化誤差、Bias-Varianceジレンマ、最小記述長、VC次元
- 30代：IBMワトソン
  - クイズ番組、見かけは昔風人工知能、中味は機械学習モジュール
- 20代以下：ディープラーニング
  - ディープラーニングネットワーク、深層学習、DeepQ、グーグル、アルファ碁

人工知能



機械学習＋ビッグデータ＋高速演算



機械学習って何？

- 教師あり学習
- データの対：画像と物体ラベルなど
- 訓練データ（学習サンプル）はラベル付き

$$\{(x_i, y_i): i=1,2, \ldots ,n\}$$

- テストデータ

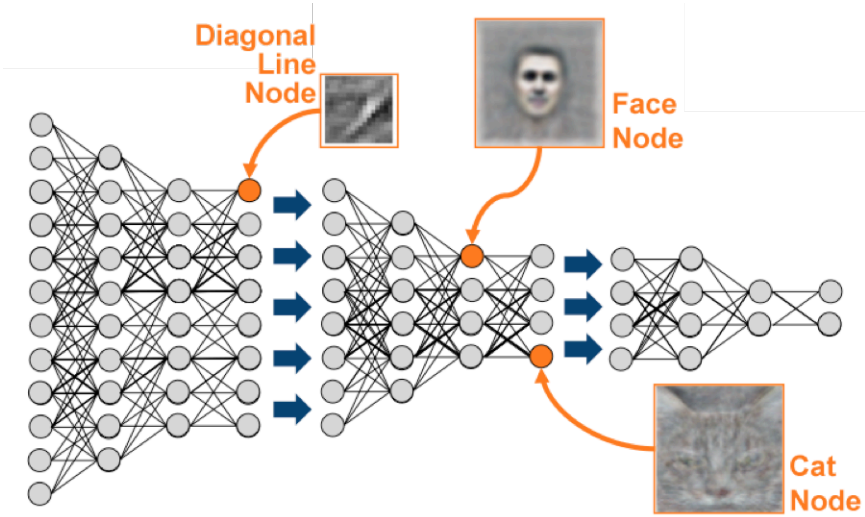
$$\{(x_j, y_j): j=1,2, \ldots ,n\}$$

- 訓練データから　$y=f(x)$の未知関数fを推定
- 推定した関数fの性能をテストデータで評価

ATR Advanced Telecommunications Research Institute International

人工知能の成功と失敗

機械学習＋ビッグデータ＋高速演算



ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Google masters Go

Deep-learning software excels at complex ancient board game.

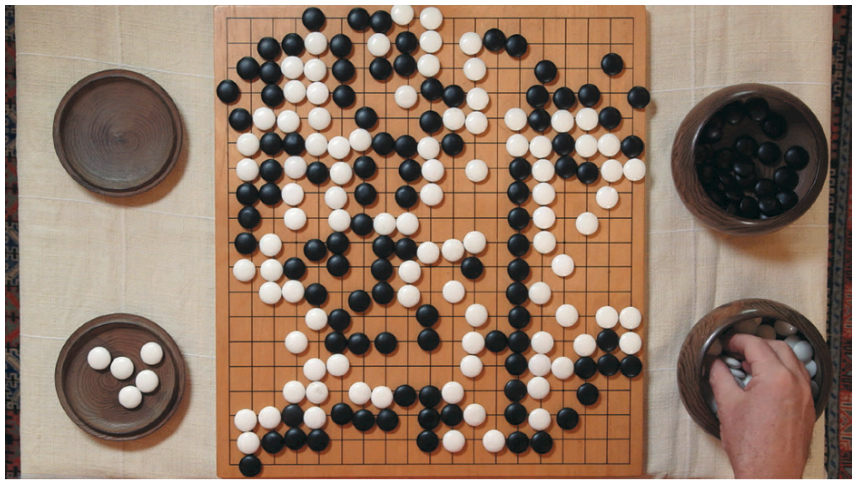
BY ELIZABETH GIBNEY

A computer has beaten a human

reveals in research published in *Nature* on 27 January[1]. It also defeated its silicon-based rivals, winning 99.8% of games against the

famously beat grandmaster Garry Kasparov in 1997, was explicitly programmed to win at the game. But AlphaGo was not preprogrammed

NATURE VIDEO



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

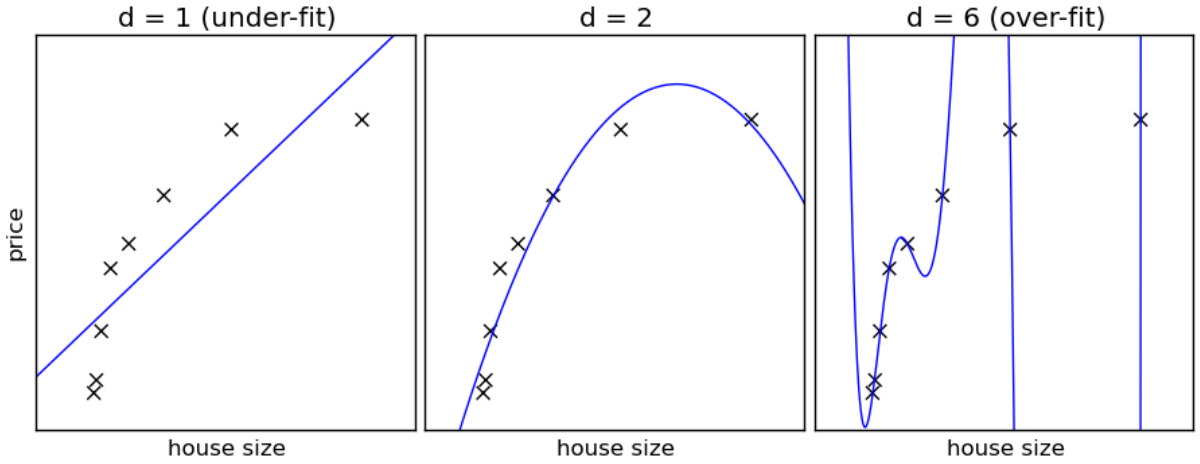
4−1

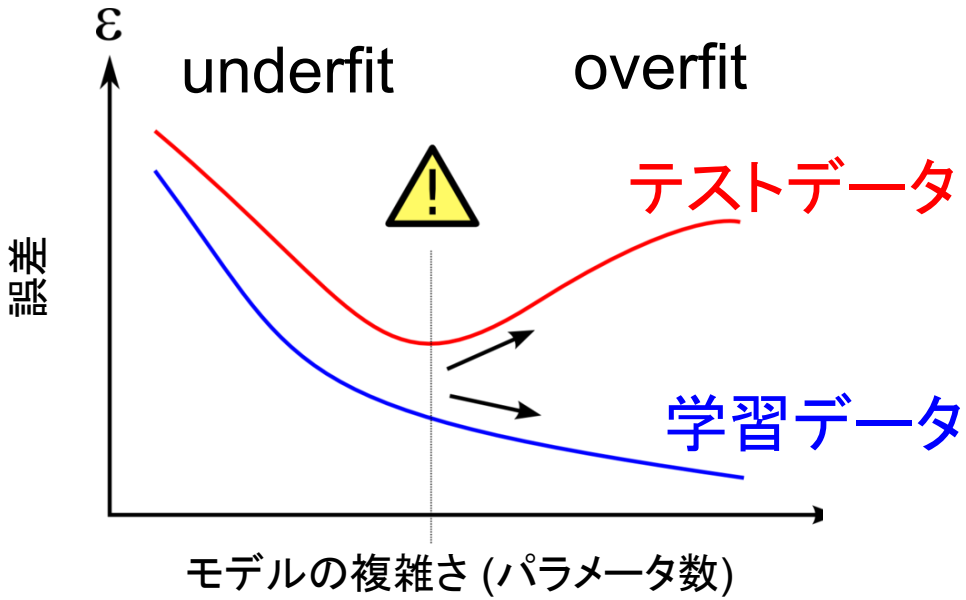
DARPA Robotic Challenge

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!?

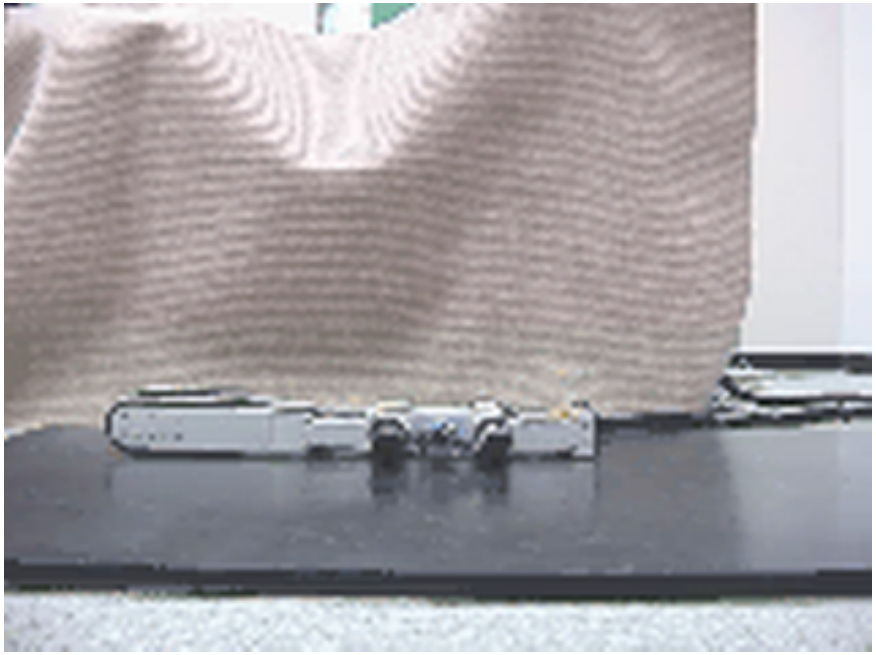
機械学習の最大の困難: Overfit
現在ビッグデータ必須、少数サンプル？

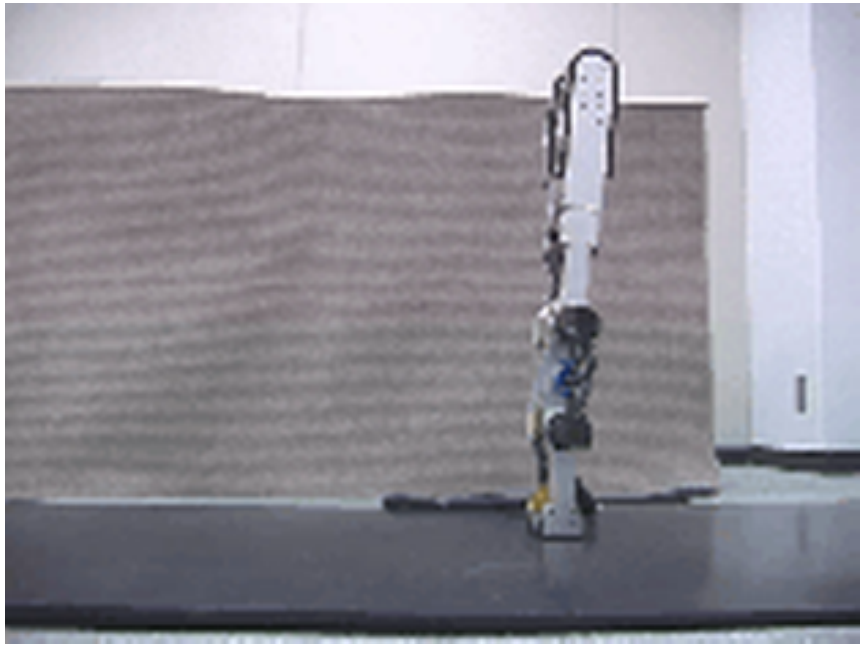




ロボットの起立運動の階層強化学習
少数学習サンプル<100からの学習

森本淳、銅谷賢治



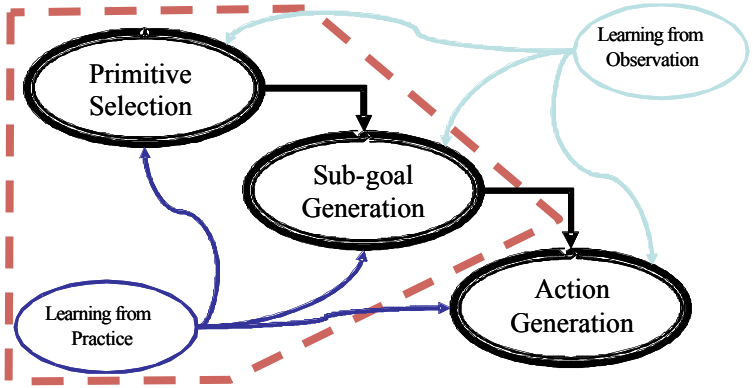


Morimoto J. and Doya K.: Acquisition of stand-up behavior by a real robot using hierarchical reinforcement learning. *Robotics and Autonomous Systems*, **36**, 37-51 (2001)

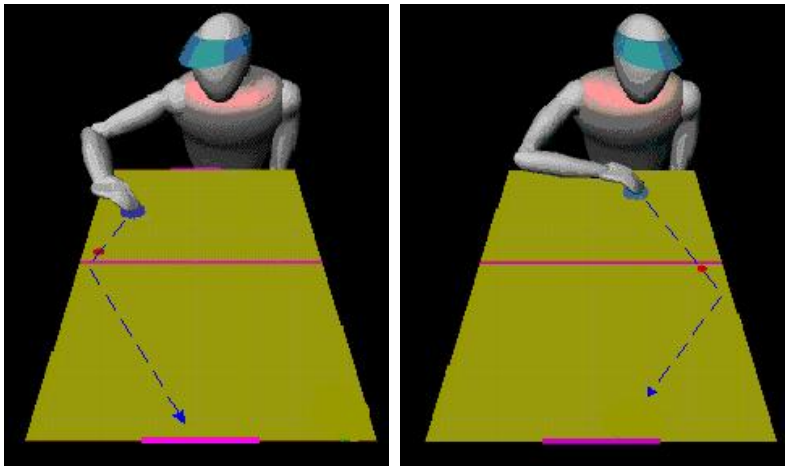
強化学習・見まね・熟練学習
エアホッケー

- 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.

エアーホッケー



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).

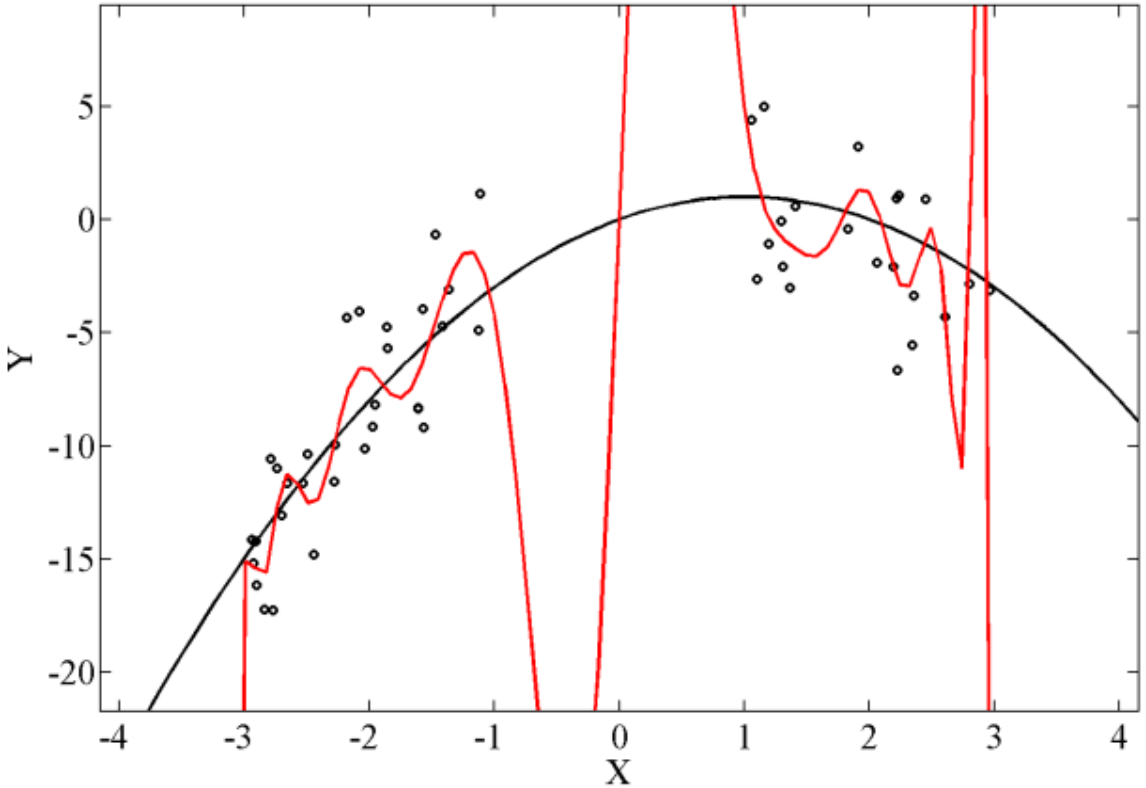
デコーティングにおける最大の困難

脳活動特徴量の次元が莫大である一方で機械学習用サンプルサイズが小さい

過学習、オーバーフィッティング： 学習データに強く依存した推定、未知のデータに対する汎化性能が悪い

AIC

最尤推定（20次関数モデル）

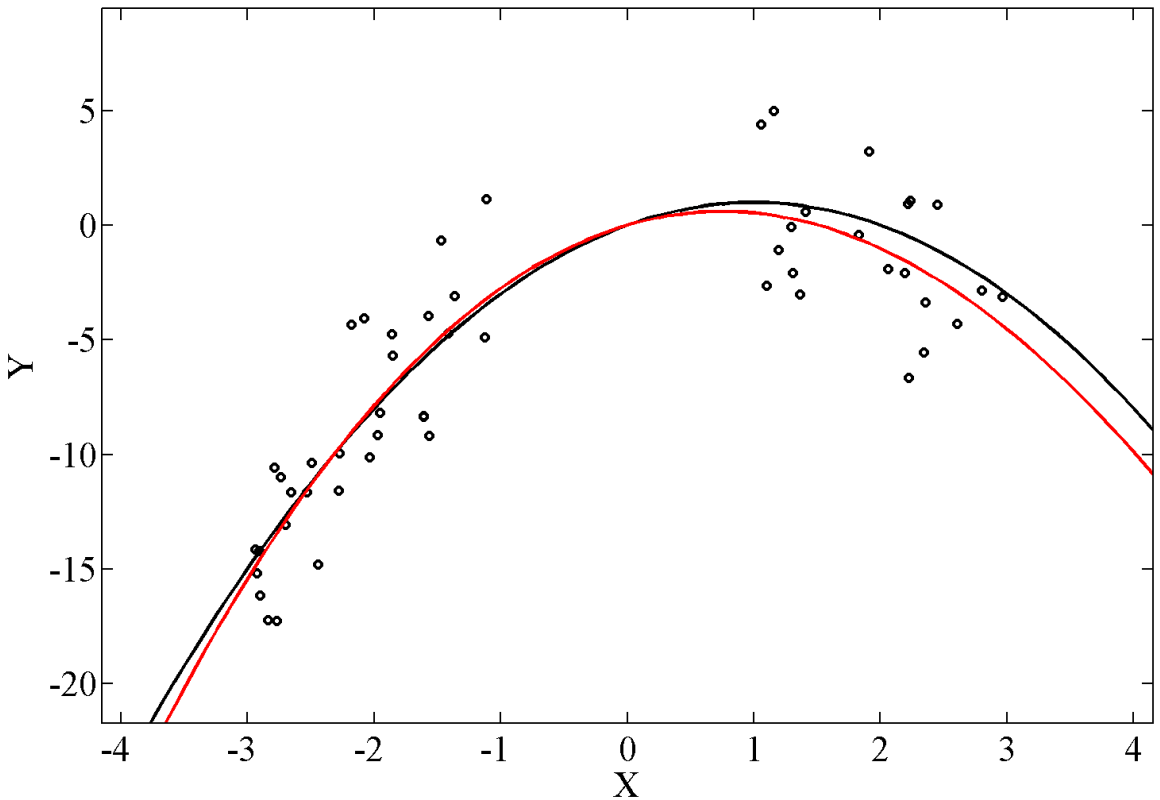


スパース推定（20次関数モデル）

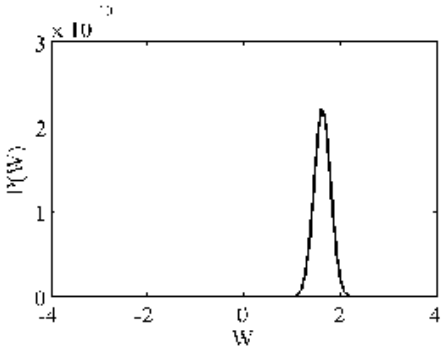
- パラメタW_n の推定の拡がりをコントロールするa_n を確率変数と見なし、各パラメタ毎にデータから推定する
- 事前分布　　事後分布

$$P(W_n) = \sqrt{\frac{a_n}{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} a_n \times W_n^{\ 2}\right)$$

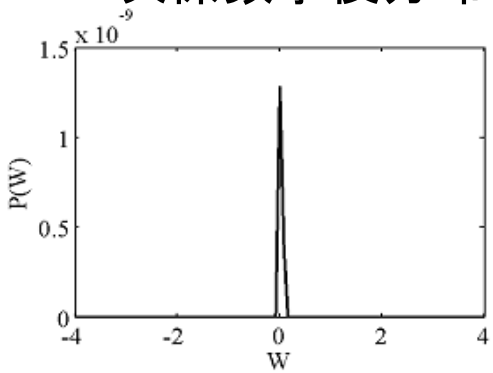
$$P(W_n) = \sqrt{\frac{a_n}{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} a_n \times (W_n - \mu)^2\right)$$



２次係数事後分布



３次係数事後分布



2009年にBMI用の機械学習のための複数のスパース推定アルゴリズムを脳プロホームページで公開。公開3ヶ月でGoogle, Yahoo検索トップ、ダウンロード数3万回以上。

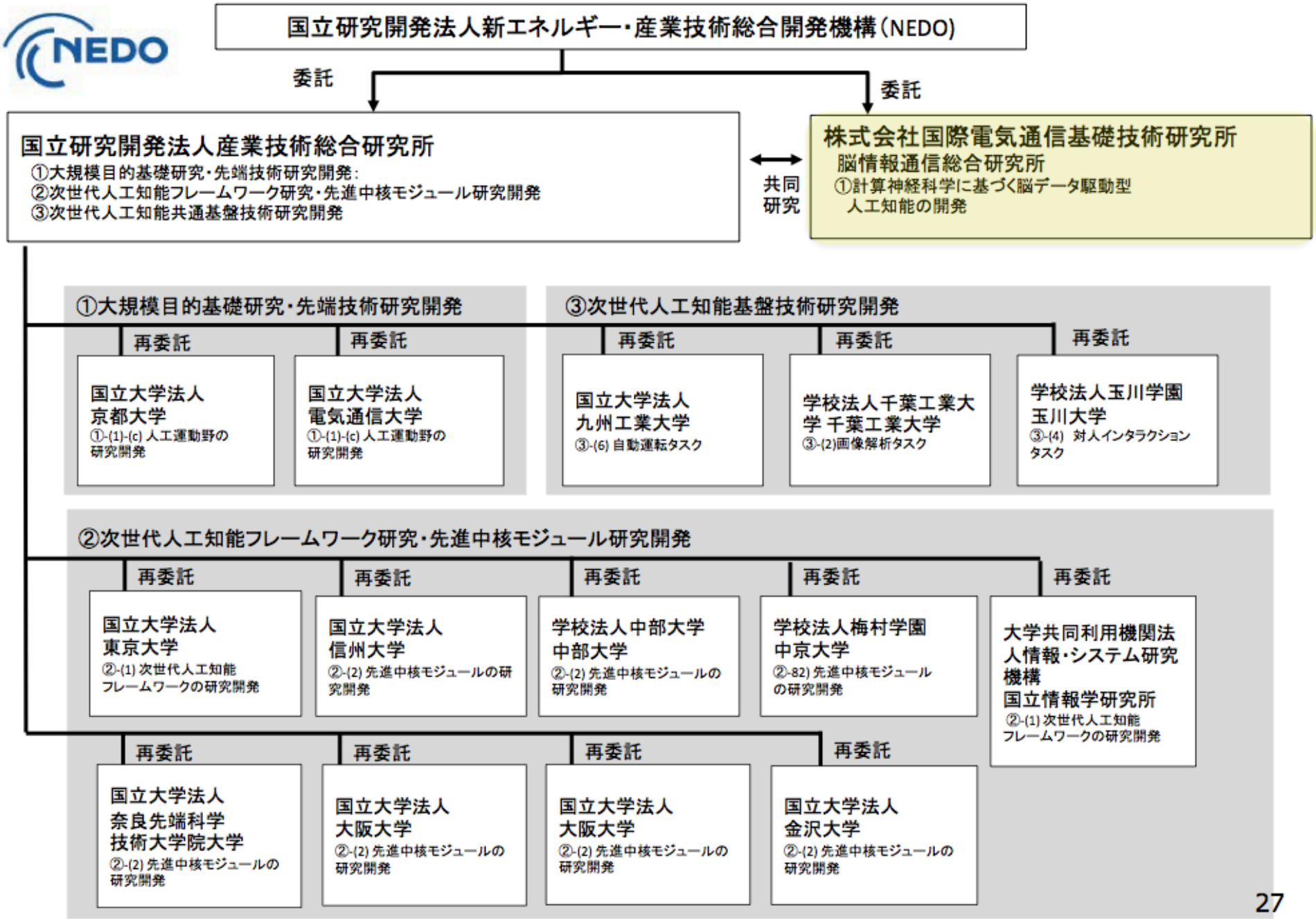
website ⇒ http://www.cns.atr.jp/cbi/sparse_estimation/index.html

少数個のデータ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)


国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）
委託
委託
国立研究開発法人産業技術総合研究所
①大規模目的基礎研究・先端技術研究開発：
②次世代人工知能フレームワーク研究・先進中核モジュール研究開発
③次世代人工知能共通基盤技術研究開発
共同研究
株式会社国際電気通信基礎技術研究所
脳情報通信総合研究所
①計算神経科学に基づく脳データ駆動型人工知能の開発
①大規模目的基礎研究・先端技術研究開発
再委託
国立大学法人京都大学
①-(1)-(c) 人工運動野の研究開発
再委託
国立大学法人電気通信大学
①-(1)-(c) 人工運動野の研究開発
③次世代人工知能基盤技術研究開発
再委託
国立大学法人九州工業大学
③-(6) 自動運転タスク
再委託
学校法人千葉工業大学 千葉工業大学
③-(2)画像解析タスク
再委託
学校法人玉川学園玉川大学
③-(4) 対人インタラクションタスク
②次世代人工知能フレームワーク研究・先進中核モジュール研究開発
再委託
国立大学法人東京大学
②-(1) 次世代人工知能フレームワークの研究開発
再委託
国立大学法人信州大学
②-(2) 先進中核モジュールの研究開発
再委託
学校法人中部大学中部大学
②-(2) 先進中核モジュールの研究開発
再委託
学校法人梅村学園中京大学
②-82) 先進中核モジュールの研究開発
再委託
大学共同利用機関法人情報・システム研究機構国立情報学研究所
②-(1) 次世代人工知能フレームワークの研究開発
再委託
国立大学法人奈良先端科学技術大学院大学
②-(2) 先進中核モジュールの研究開発
再委託
国立大学法人大阪大学
②-(2) 先進中核モジュールの研究開発
再委託
国立大学法人大阪大学
②-(2) 先進中核モジュールの研究開発
再委託
国立大学法人金沢大学
②-(2) 先進中核モジュールの研究開発

けいはんな人工知能拠点のAIP-NEDO共同

脳データ・機能循環型人工知能研究

山下室長、佐藤所長

大規模脳生体データ解析(AIP)

田中室長、渡邊室長、川人所長

マルチモーダル脳データ解析
脳・生体関連ビッグデータ解析
多自由度運動系学習モデリング

ビッグデータ駆動型神経科学

脳ライフログに基づくライフサポート

脳データ循環研究

上田AIP副センター長（NTT）

須山室長、川鍋主幹

機械学習

脳・人間科学

神谷室長、今水所長

脳機能循環研究

脳・生体シナジェティックロボティクス

脳機能モデリング
脳・生体大規模計測（ライフログ）
脳・生体連関モデリング

脳ミメティック視覚・コミュニケーション支援

脳型人工知能(NEDO)

森本室長、内部主幹
ヒトと共存し、共感するロボティクス

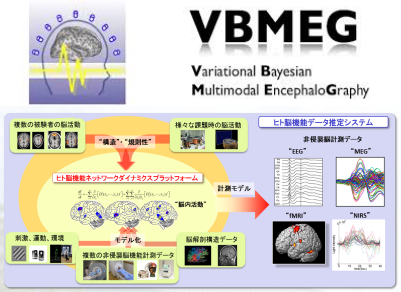
石井副所長、AIC-ATR拠点業務管理者

脳の可塑性・安定性ジレンマの理解とそれを用いた人工知能

ATR脳総研の人工知能研究（2016.9）

国立研究開発法人 情報通信研究機構

CiNet 脳情報通信融合研究センター Center for Information and Neural Networks



VBMEG：脳波や脳磁図から脳内電流を推定するための機械学習法とオープンソース

NICT委託「脳活動推定技術高度化のための測定結果推定システムに向けたモデリング手法の研究開発」（2013～2017年度）

ニューロフィードバックの共同研究を推進中

ATR脳総研の特色

- **機械学習の専門家が在籍**
- **ロボットと一体化した脳研究**
- **クリニックを併設し、臨床研究も推進**

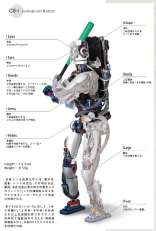
ATR

SRPBS

国立研究開発法人 日本医療研究開発機構 Japan Agency for Medical Research and Development AMED

理研AIPセンター参画

RIKEN



NEDO　次世代ロボット中核技術「計算神経科学に基づく脳データ駆動型人工知能の開発」（2015～2019年度）

新学術領域「人工知能と脳科学の対照と融合」（銅谷代表）参画

科研費 KAKENHI

NEDO AIST

CREST「知的情報処理領域」（萩田総括）プロジェクト推進中

CREST

精神疾患･発達障害の診断と治療の現状とBMI技術の可能性

- 診断は症候だけに依存し、脳科学などにもとづく生物学的検査は存在しない
- 自閉スペクトラム障害や薬物依存などでは有効な薬物療法がない
- うつ病に対する抗うつ薬の有効性は全患者の40%程度、また50%以上の患者で再発
- 過去30年で精神医学分野で大ヒットする薬物は開発されていない:ビッグファーマ撤退
- 診断と治療にシステム神経科学、特に計算理論とBMI技術をどう役立てるか:バイオマーカとニューロフィードバック治療

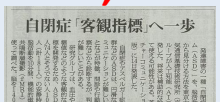
領域から高IF雑誌に7論文とアウトリーチ

Altmetric sore: 同時期に出版された論文のうち、各種ソーシャルメディア等から集めた注目度

nature COMMUNICATIONS

Yahata et al: *Nature Communications* (2016.4)

Altmetric Score トップ1%
Page Views 6,572



PLOS | BIOLOGY

Shibata et al: *PLoS Biology* (2016.9)

Altmetric Score トップ2%
Page Views 7,084

Scientists say this 'brainwashing' technique alters how we feel about other people's faces

平成28年10月８日、皇太子殿下に、ASDバイオマーカ、うつ病結合ニューロフィードバック治療のご説明、そして脳波デコーディングによる下肢外骨格パワーアシストロボットの足踏み制御のデモンストレーションを、AMEDの脳科学研究戦略推進プログラムの成果としてご紹介させて頂きました。

About this Attention Score

In the top 5% of all research outputs scored by Altmetric

High Attention Score compared to outputs of the same age (98th percentile)

High Attention Score compared to outputs of the same age and source (90th percentile)

DispatchesにPick Up

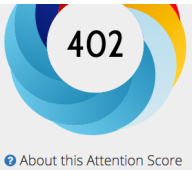
Current Biology
Dispatches

Neuroscience: Incepting Associations

Megan T. deBettencourt[1] and Kenneth A. Norman[1,2]
[1]Princeton Neuroscience Institute, Princeton University, Princeton, NJ 08540, USA
[2]Department of Psychology, Princeton University, Princeton, NJ 08540, USA
Correspondence: debettem@princeton.edu (M.T.d.), knorman@princeton.edu (K.A.N.)
http://dx.doi.org/10.1016/j.cub.2016.05.041

Dispatchesに
取り上げられる

2016/7/1　朝日新聞 他



About this Attention Score

In the top 5% of all research outputs scored by Altmetric

High Attention Score compared to outputs of the same age (99th percentile)

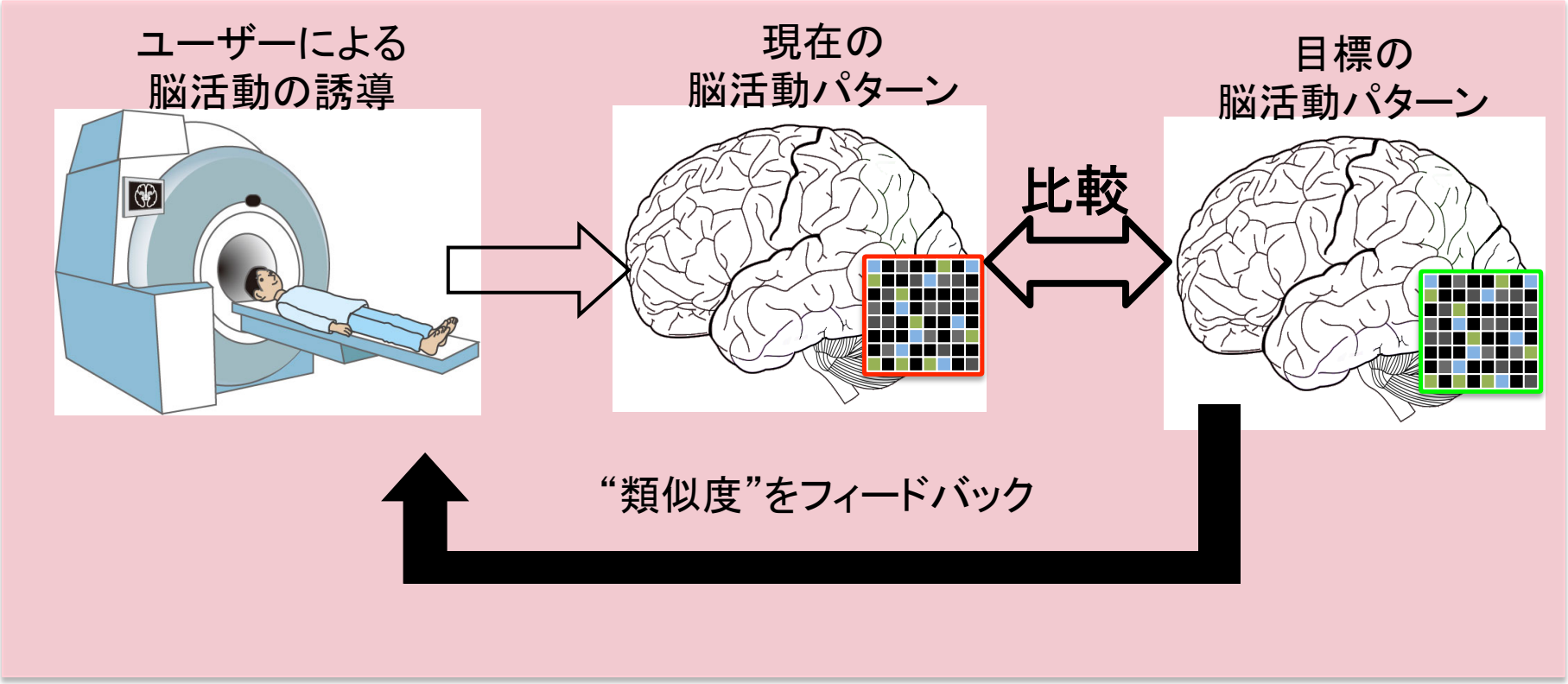
High Attention Score compared to outputs of the same age and source (98th percentile)

Page Views 2,849

10/27 NHKニュース、時事ドットコムニュース、朝日新聞, UPI Top News他

DecNef:　対象はOCDと疼痛の2疾患

患者毎のデコーダが必要で疾患を選ぶ、オーダーメード的治療法、デコーダーの性能が高ければ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)

DecNefで生成・操作出来る脳内情報と対象となった脳部位

1. 視覚3方位知覚学習、V1/V2 *Science* (2011)
2. 顔の好き嫌い、帯状皮質 *PLoS Biol* (2016)
3. 色（クオリア）、V1/V2 *Curr Biol* (2016)
4. 恐怖記憶の消去、V1/V2 *Nature Hum Behav* (2016)
5. 視覚弁別における自信（メタ認知）の増減、DLPFCと頭頂葉 *Nature Comm* (2016)
6. 強迫性障害の治療、前頭葉と基底核（酒井雄希他）
7. 脳卒中の運動指令強度低下、リハビリテーション、運動野（服部憲明他）
8. 慢性疼痛の運動想像と痛み制御、運動野でMEGニューロフィードバック（柳澤琢史、齋藤洋一他）*Nature Comm* (2016)

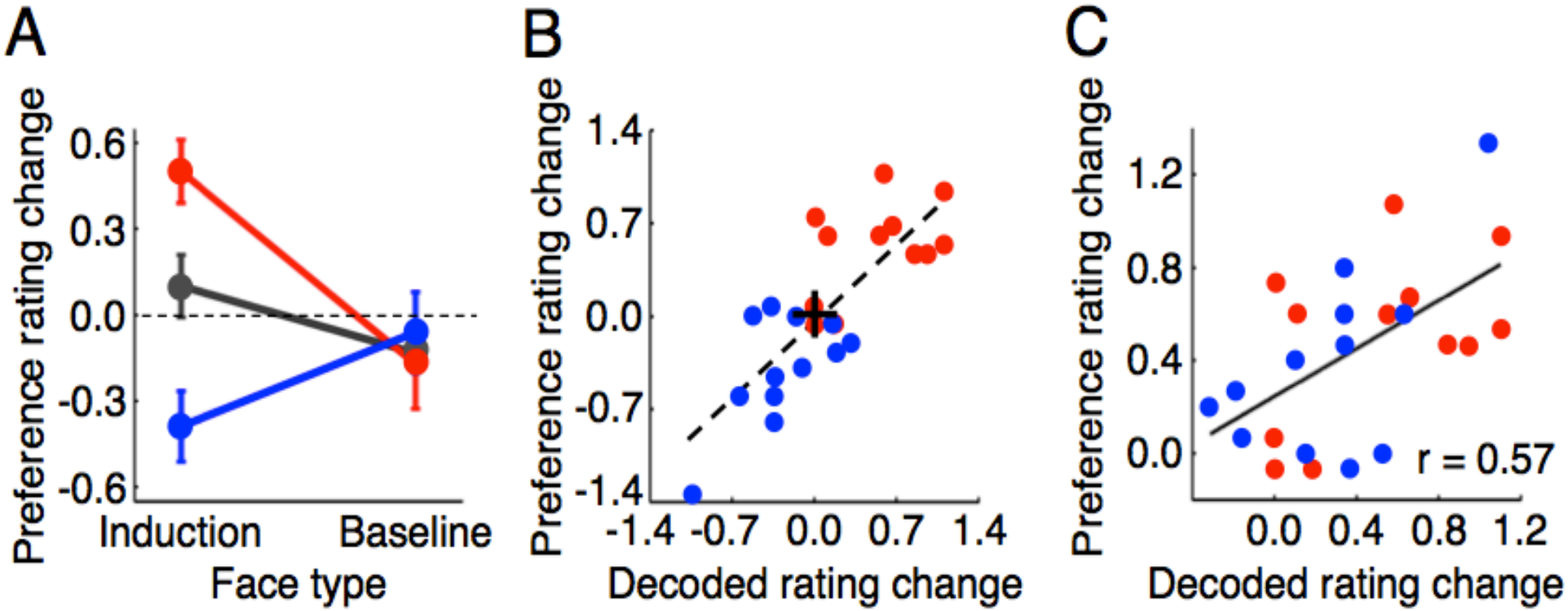
Other labs, attention: deBettencourt et al.(2015)*Nature Neuroscience* **18**, 470

ニューロフィードバック法の技術開発

- ４日間の結合NFで2ヶ月以上の長期効果がある
  (*Frontiers Neuroscience* **9(160)** 2015, Megumi et al.)
- ３日間の結合NFで2方向の行動変化を誘因(*Cerebral Cortex,* submitted, Yamashita A et al.)
- ３日間のDecNefで3~5ヶ月以上の長期効果がある
  (*Current Biol.,* **26**, 1-6, 2016, Amano et al.)
- ２群の被験者で顔の好悪を上下するDecNef成功
  (*PLoS Biol.* **14(9)**: e1002546, 2016, Shibata et al.)
- 恐怖記憶をDecNefで消去出来る：反対条件付け
  (*Nature Human Behav.,* in press, Koizumi et al.)
- 同一の被験者で2週間DecNef（２日間x2回）で逆方向に知覚弁別の自信を上下出来る(*Nature Comm,* in press, Cortese et al.; *NeuroImage*, revised version submitted, Cortese et al.)
- 学習の長期効果そして干渉と上下非対称性

帯状皮質の2つの異なる活動パターンが顔の好きと嫌いを別々に誘導する

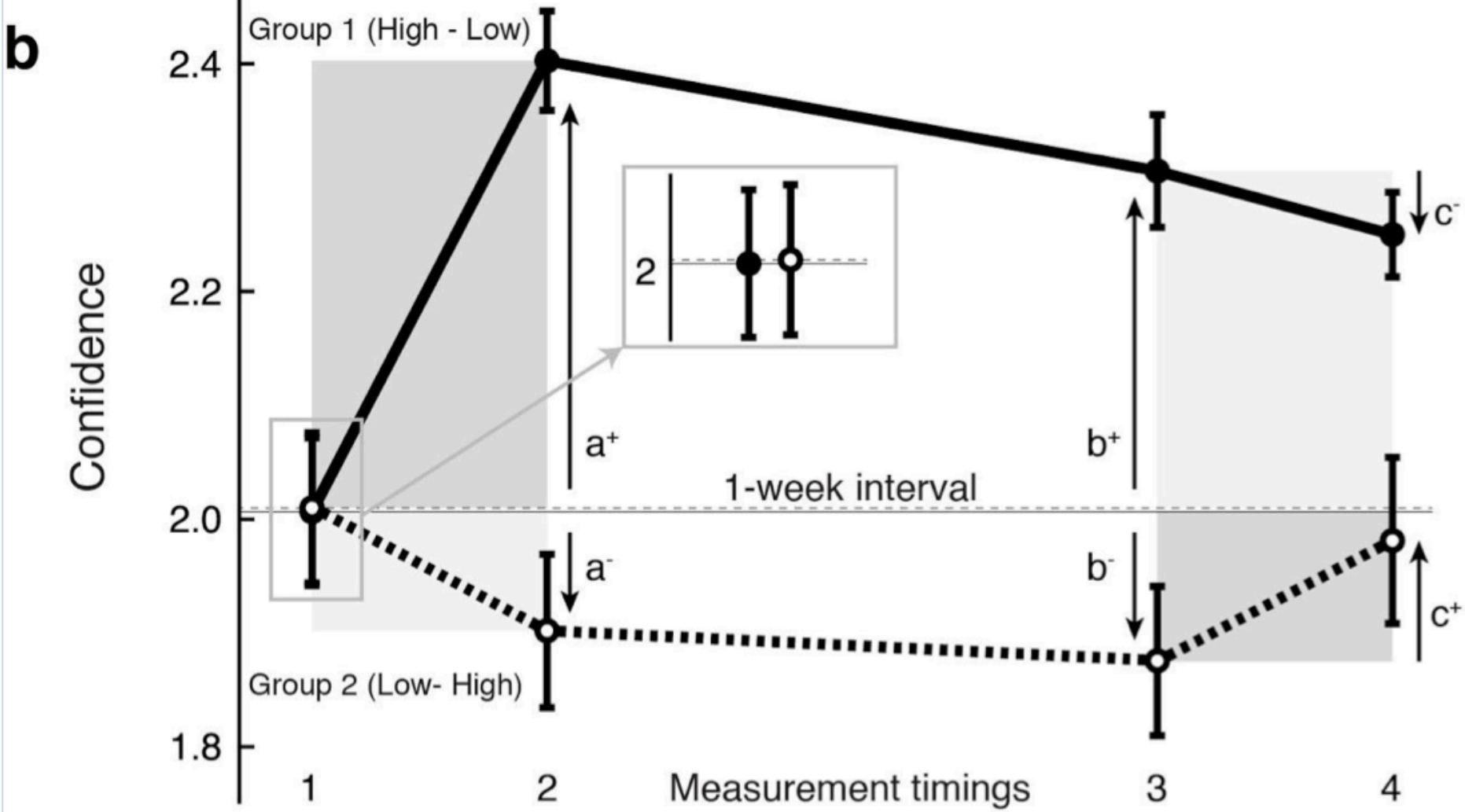
脳活動が原因で心の変化が結果



Shibata K, Watanabe T, Kawato M, Sasaki Y: Differential activation patterns in the same brain region led to opposite emotional states. *PLoS Biol.* **14(9)**: e1002546 (2016)

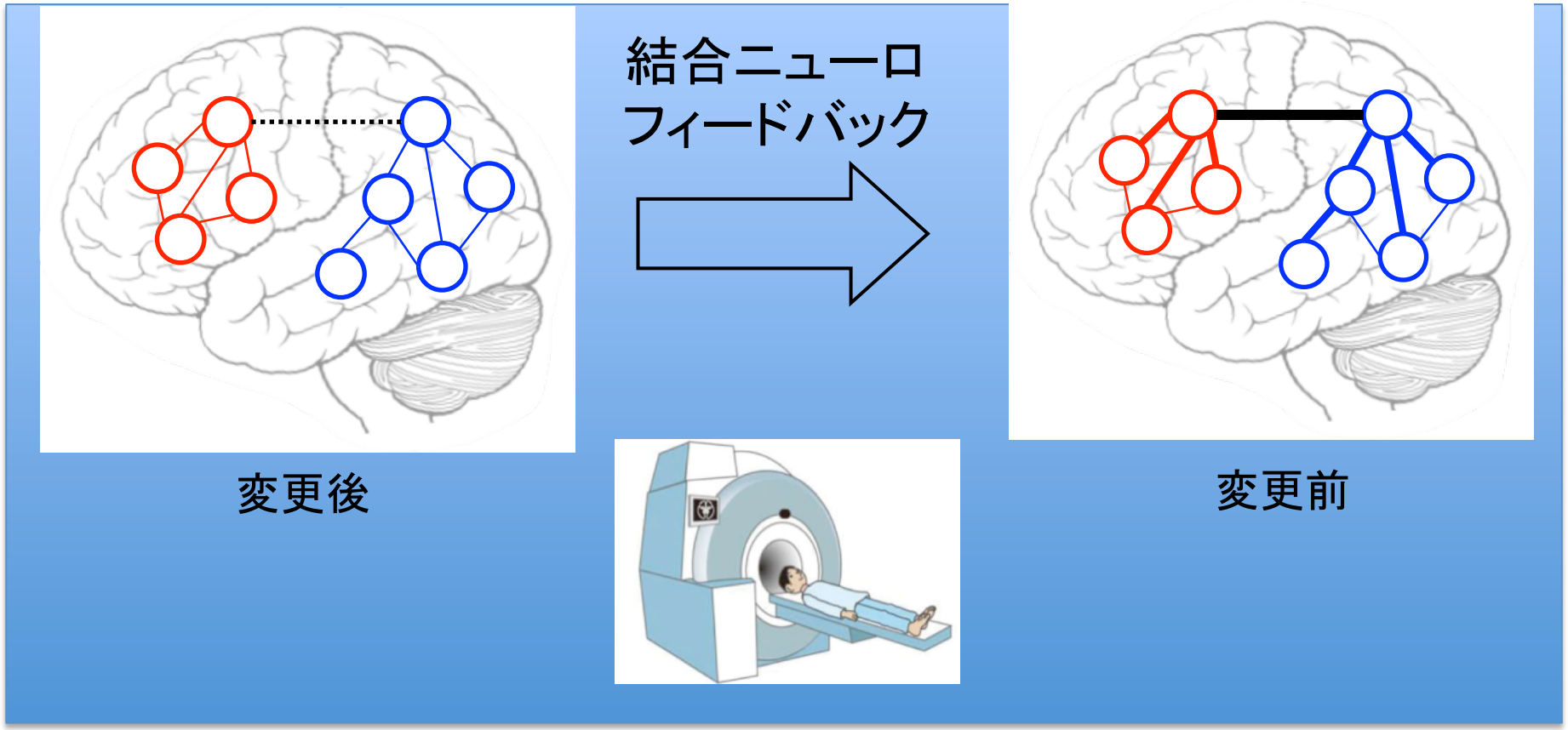
被験者内での両方向DecNef前向き学習干渉

DLPFCなどでメタ認知（自己意識）操作



Cortese A, Amano K, Koizumi A, Kawato M, Lau H: Multivoxel neurofeedback selectively modulates confidence without changing perceptual performance. *Nature Comm,* in press.

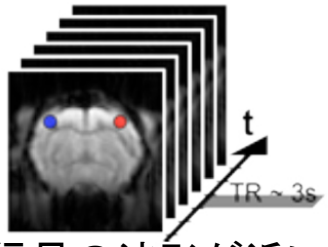
結合ニューロフィードバック: ASD、うつ、統合失調症患者共通の機能的結合のバイオマーカー必要、既製服的治療法、4日間のNF訓練で少なくとも2ヶ月の長期効果

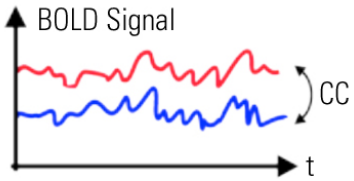


Megumi F, Yamashita A, Kawato M, Imamizu H: Functional MRI neurofeedback training on connectivity between two regions induces long-lasting changes in intrinsic functional network. *Frontiers in Human Neuroscience*, **9(160)**, doi: 10.3389/fnhum.2015.00160 (2015)

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

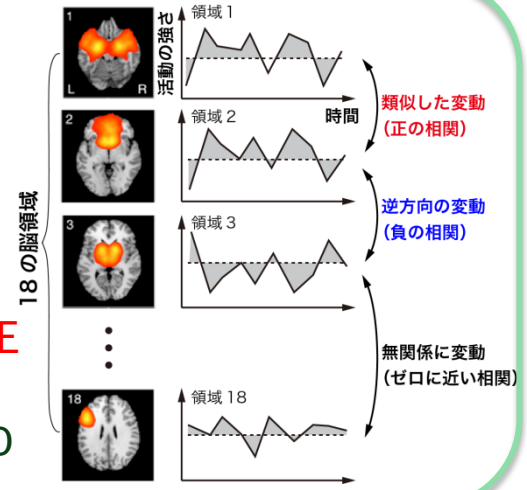




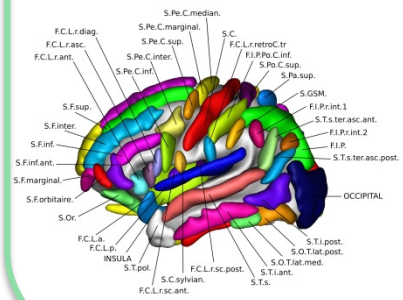
信号の波形が近いと結合は正で強い(～1)

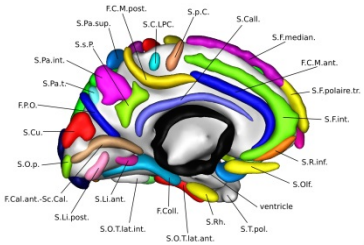
機能的結合は
2つの脳信号
の相関で
決める

似ている:相関正
逆:相関負
関係ない:相関0

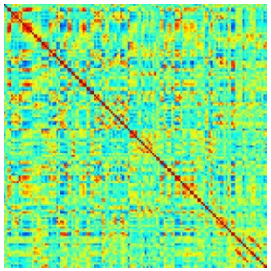


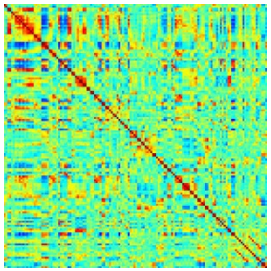
脳全体を皺にもとづいて
140個の小領域に分ける





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





バイオマーカ：現状の問題点

- 機能的結合の施設間での差が、施設内の疾患対健常の差より圧倒的に大きい
- 複数施設、数百人での分類・回帰でも独立コホートで検証しなければ意味が無い
- 機械学習と一個抜き交差検証法では汎化能力の見積もりにインフレーションが起きる

- Whealan & Garavan, *Biol Psychiatry* (2014)

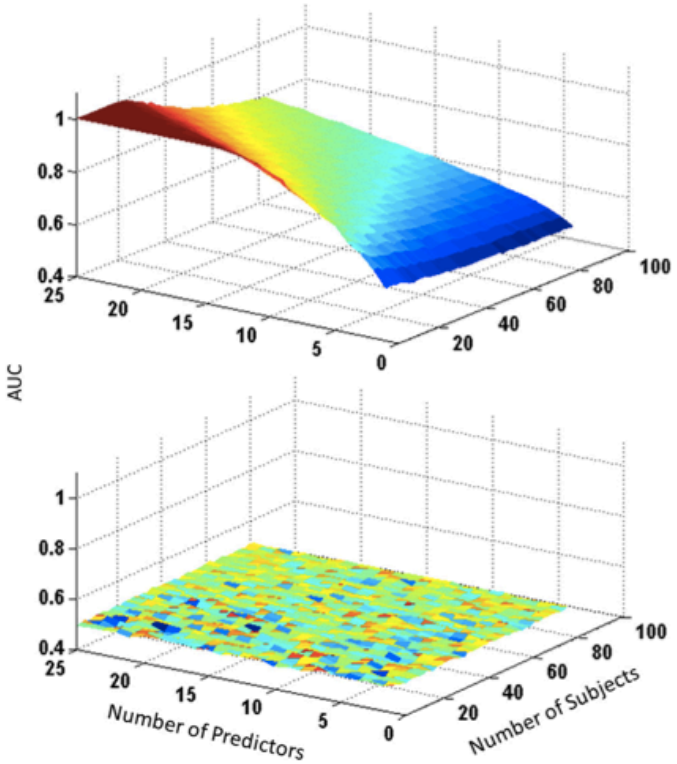


Figure 3. Normally distributed random data, half designated as treatment responders and half as nonresponders with varying numbers of predictor variables (e.g., regions of interest) and numbers of participants. A logistic regression was used to classify participants into groups (results averaged over 280 regressions). The upper panel shows apparent predictive ability increasing rapidly as the number of predictors increases and the number of participants decreases, whereas the generalization to new data, as expected, remains at chance (lower panel). AUC, area under the curve.

多疾患データベースの構築

- これまでに1,800例の安静時脳機能画像のデータベースへの提供を行っており (2016年9月21日時点)、さらに今年度約200例の追加を行い、最終年度までに約2,209例のデータの提供を目指す*。
- 平成26年度に策定した安静時脳機能画像の統一プロトコルについて、利用者を広げるため、革新脳精神疾患グループとの合議・調整を行い、共同体制を作る。
- より信頼性の高いバイオマーカーを開発するために、健常者に対しても本プロジェクトで対象とする疾患に関連する臨床・行動指標を統一的に実施するためのプロトコルを策定する。
- ムービングファントム撮像 (N=9) を実施し、被験者間に比べて施設間の変動は小さくスキャナの違いが影響している可能性を示唆。例数を増やし、施設間の違いを補正する方法の開発を行う。

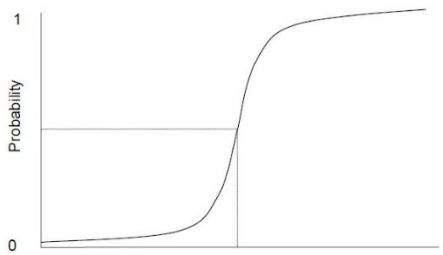
＊データベース・コンソーシアムのホームページで公開予定。
(http://www.cns.atr.jp/decnefpro/)

	平成28年度	平成29年度
データベースの管理・運営 (100%/H27, 70%/H29)	各機関からの安静時脳活動データの提供および管理 各機関へのバイオマーカー開発プログラムの配布および管理	

人工知能技術について

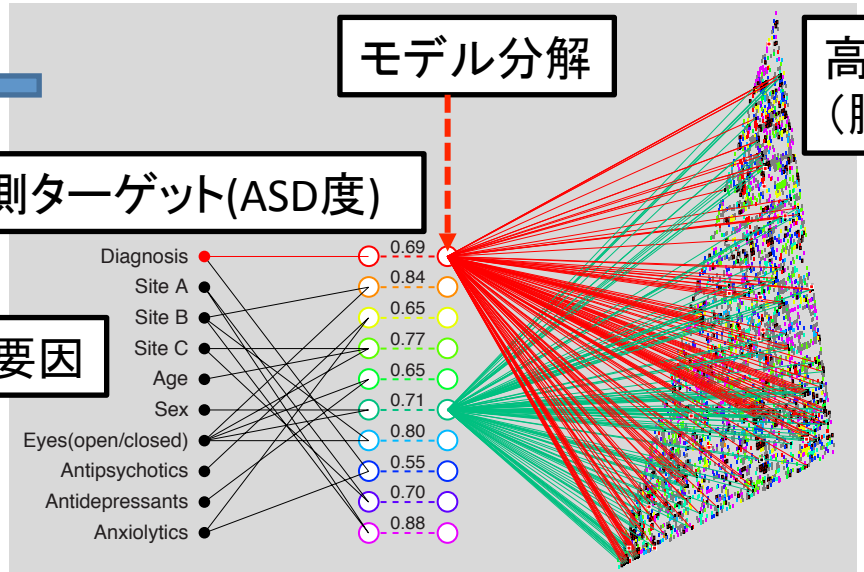
攪乱要因と少数サンプル訓練データに対応する機械学習アルゴリズム

ターゲットモデルの高精度化



Sparse Logistic Regression(SLR):

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



Sparse Canonical Correlation Analysis (SCCA):

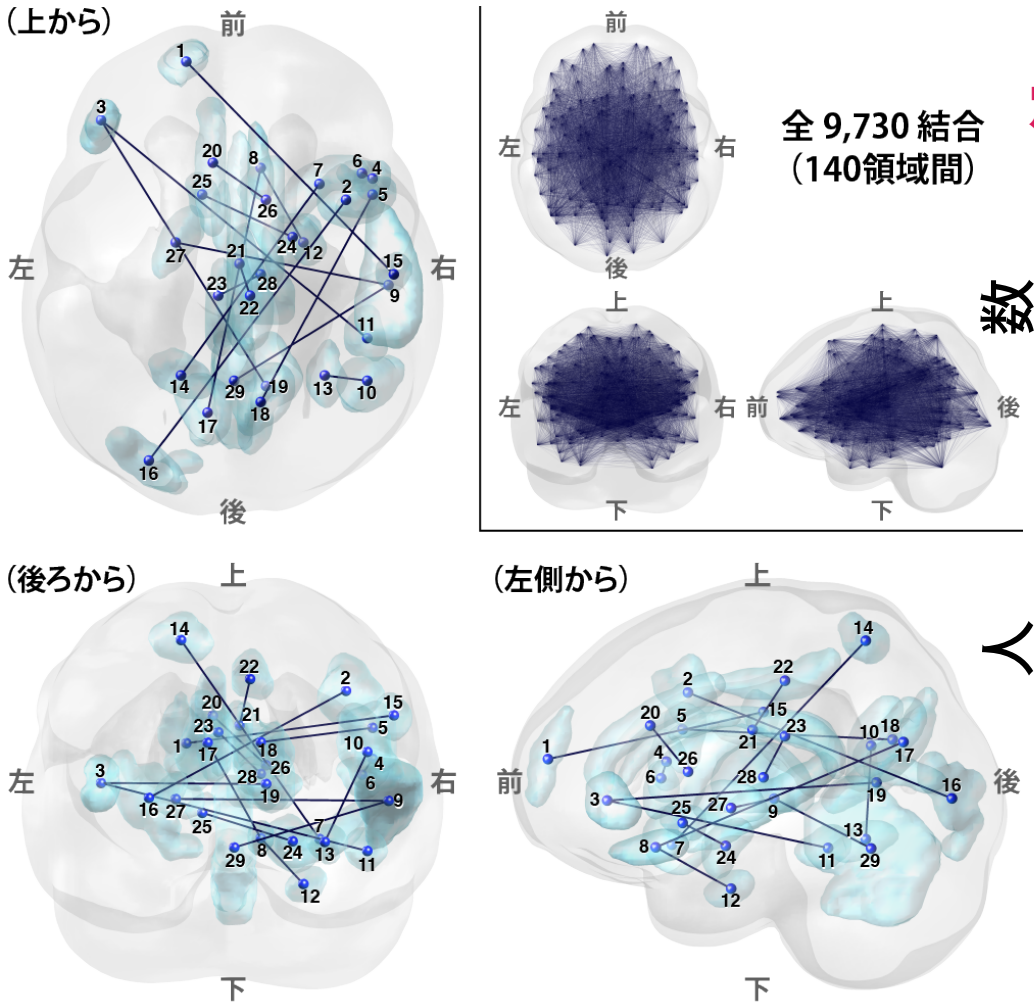
$$\max_{\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2} \mathbf{v}_1^{\mathrm{T}}\mathbf{X}_1^{\mathrm{T}}\mathbf{X}_2\mathbf{v}_2 \ \text{ subject to } \|\mathbf{v}_1\|_1^2 \le \lambda_1, \|\mathbf{v}_2\|_1^2 \le \lambda_2, \|\mathbf{v}_1\|_2^2 \le 1, \|\mathbf{v}_2\|_2^2 \le 1$$

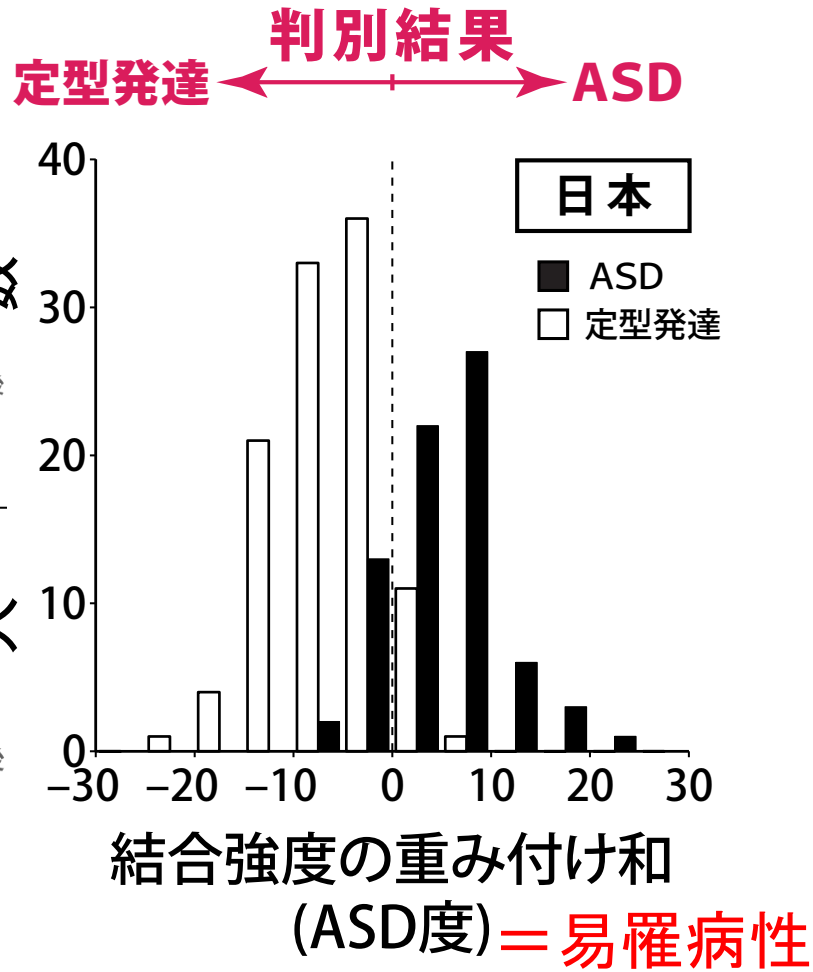
開発された技術：

- 少ないデータからの予測を可能とするために、ターゲット以外の攪乱要因を活用する。
- ターゲットモデルとそれ以外の攪乱要因モデルの分解。
- 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。

自閉スペクトラム症の脳回路バイオマーカ

外部独立コホートに汎化する：日本3施設85%、米国数施設75%



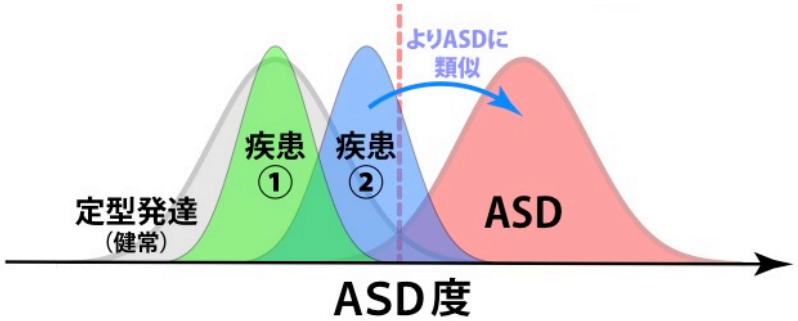


Yahata N, Morimoto J, Hashimoto R, Lisi G, Shibata K, Kawakubo Y, Kuwabara H, Kuroda M, Yamada T, Megumi F, Imamizu H, Nanez JE, Takahashi H, Okamoto Y, Kasai K, Kato N, Sasaki Y, Watanabe T, Kawato M : A small number of abnormal brain connections predicts adult autism spectrum disorder, *Nature Communications,*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

ASD度：易罹病性による複数精神疾患の関係性を定量

参画7機関中5機関の共同が必須

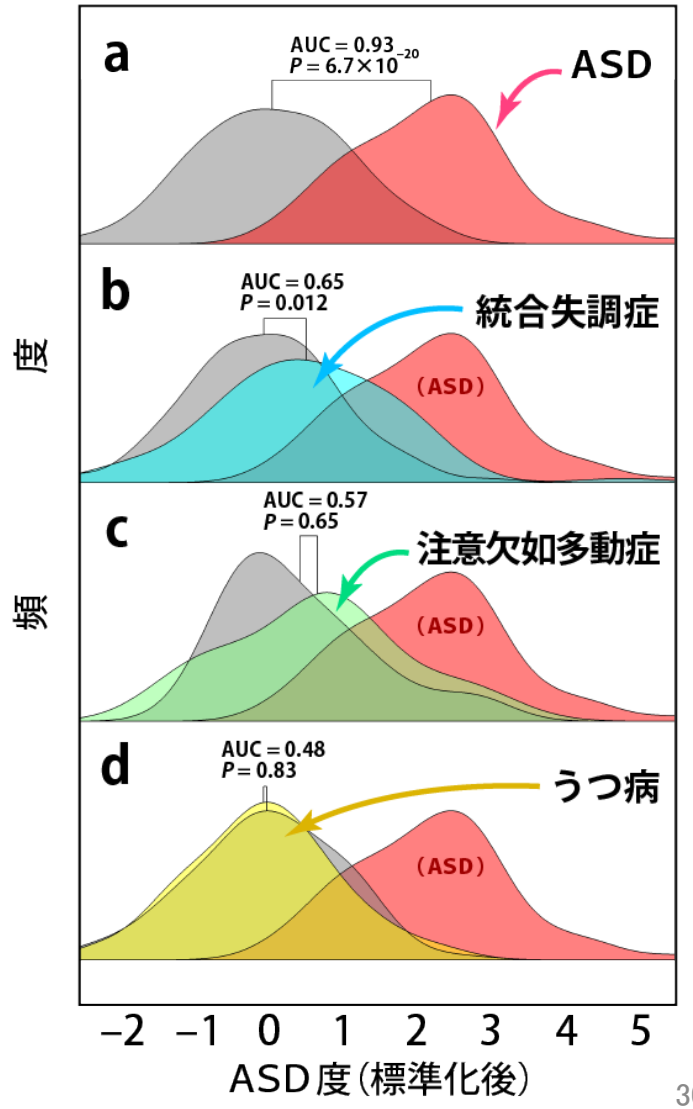
- ASD度に基づく疾患比較：



- 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

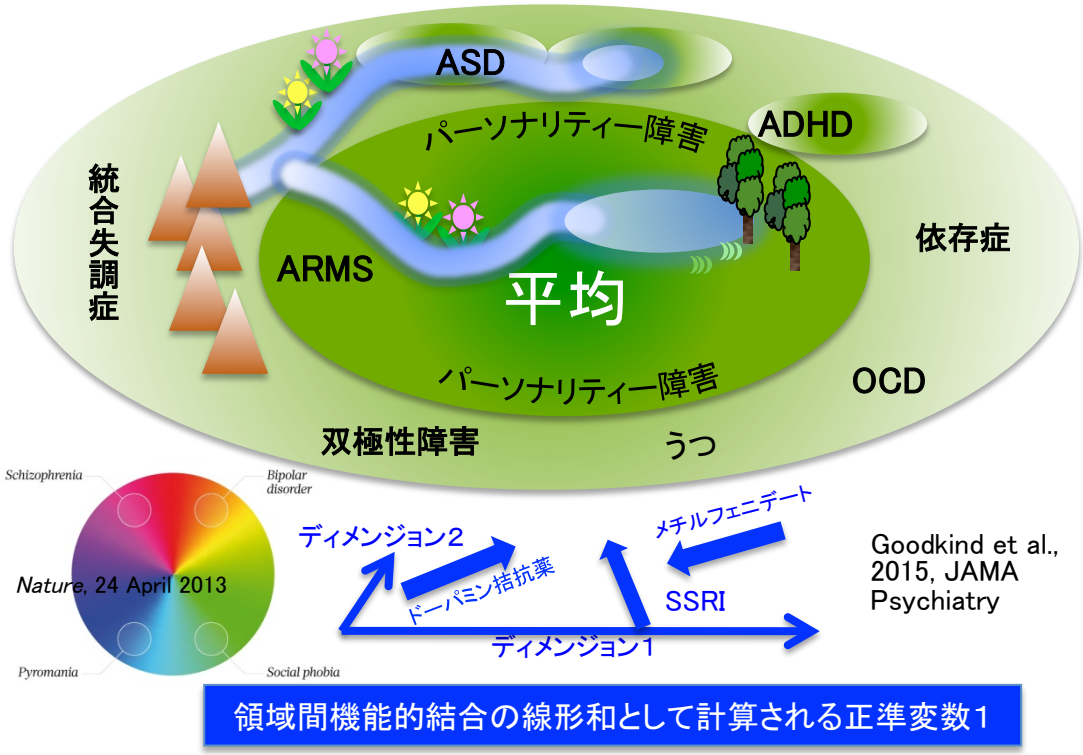
ASDと統合失調症の類似性を示唆
（遺伝子研究と一致）

（※灰色＝各疾患群における健常／定型発達群）



多疾患を脳回路に基づいて再定義する

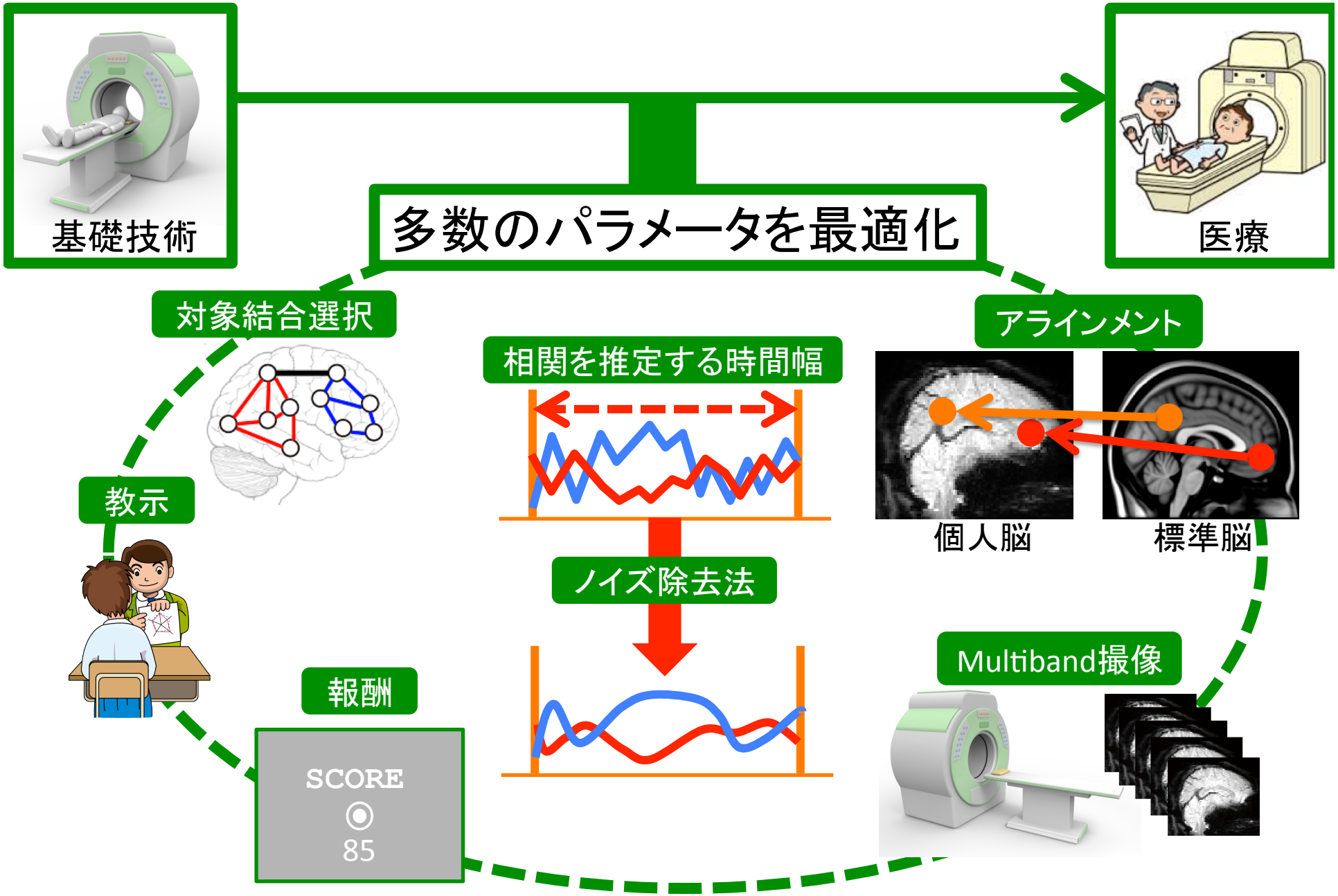
- 現在の診断は症候
- 様々な弊害
- 新しい薬が出ない
- Googleに移ったNIMH前所長Insel:RDoC
- 遺伝学･脳科学で疾患を再定義
- 脳回路多疾患は世界初



Goodkind et al., 2015, JAMA Psychiatry

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

結合ニューロフィードバック技術要素（山田）



従来型ニューロフィードバックとの違い

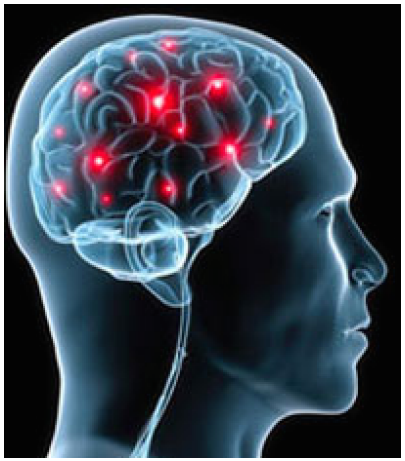
先行研究

単一脳領域のfMRI
活動の一方向変化

EU FP-7P “BrainTrain”等

我々の研究

高次の脳ダイナミク
スの双方向制御



Princeton Neuroscience Inst. & Intel

先端的ニューロフィードバックの開発

- 脳ダイナミクスを直接操作
- デコーディッドニューロフィードバックも結合ニューロフィードバックも、脳ダイナミクスの操作という観点からはまだ中途半端
- 脳ダイナミクスを、新しい計算理論で定量化
- 多領域、多ボクセルの情報伝達を一気に更新することを目指す
- **First in Human**新規技術を、いかに動物モデルで神経機構まで解明し安全性を確保するか：動物実験と理論必須

ビックデータと大きなグループの必要性

- ビッグデータ:疾患再定義には、一施設内で複数疾患、複数施設で数千人規模、撮像プロトコル統一、更に認知テストを統一が必須
- 施設を超え信頼出来るバイオマーカーのために歩くファントムの大規模化
- 動物研究、ヒト研究、理論研究の鼎立
- ニューロフィードバック開発:一疾患では競争に負けるので様々な疾患への同時適用
- 国際協調と国際競争(EU FP-7 BrainTrainなど)