

特集 ブレインマシンインタフェース技術による精神科的診断と治療の創造

人工知能とビッグデータ
—— 計算論的神経科学と精神医学 ——

川人 光男

人工知能技術は、機械学習アルゴリズムとビッグデータ、そして計算パワーの増大により、近年著しく進歩した。人工知能技術は、脳科学ではデコーディングアルゴリズムとして利用されている。fMRIの安静時脳機能結合の研究から、疾患に特有の機能結合異常が明らかになり、人工知能技術を導入して、外部検証データに汎化するバイオマーカーが初めて開発された。このようなバイオマーカー、もしくはデコードとfMRI実時間ニューロフィードバックを組み合わせると、将来の革新的治療法を提供できる可能性がある。

<索引用語：人工知能，ビッグデータ，バイオマーカー，機械学習アルゴリズム，ニューロフィードバック>

はじめに

人工知能技術はビッグデータ、計算機の高速度に助けられて、機械学習アルゴリズムとして花開いている。システム神経科学と計算論的神経科学では、脳活動や神経活動から脳内で表現されている情報を解読するデコーディング(逆符号化)に、古くから機械学習アルゴリズムが利用されてきた。最近では、機能的磁気共鳴画像法(fMRI)データにデコーディングが適用され、ニューロフィードバックと組み合わせて、ヒトで非侵襲的に脳の特定の部位の時空間パターンが制御できるようになった。精神医学分野でも、診断と治療のために人工知能技術とビッグデータが重要な役割を果たし、脳イメージングバイオマーカーが開発され、fMRIニューロフィードバック治療をめざした基礎研究と臨床研究が行われている。このような最近の研究開発動向を紹介する。

I. 人工知能の成功と失敗

マスメディアに人工知能という言葉が現れない日がないほどのブームが起きている。メディア、経済界、政府機関などが使う「人工知能」なる用語は極めて曖昧であるが、世界的ブームの直接の原因は、機械学習アルゴリズム、なかでも深層学習神経回路モデル(ディープネット、DNN、CVNNなどさまざまな呼び方がある)¹⁷⁾の成功である。従来の工学アルゴリズムに比べて画像物体認識の誤差率を半減したり、強化学習アルゴリズムと組み合わされて、人間の囲碁世界準チャンピオンを4勝1敗で退けたAlphaGo^{20,31)}開発などの成功は記憶に新しい。では現在の人工知能で、ほとんどの重要な問題が解決するのだろうか。決してそうではない。それを如実に示すのが、2015年に行われたDARPA robotic challengeの最終競技会の悲惨な結末である。各国で開発された最先端ヒト型ロボットの多数が、砂地を歩く、階段の上り下り、ドアを開けるなど、幼児でも簡単に行え

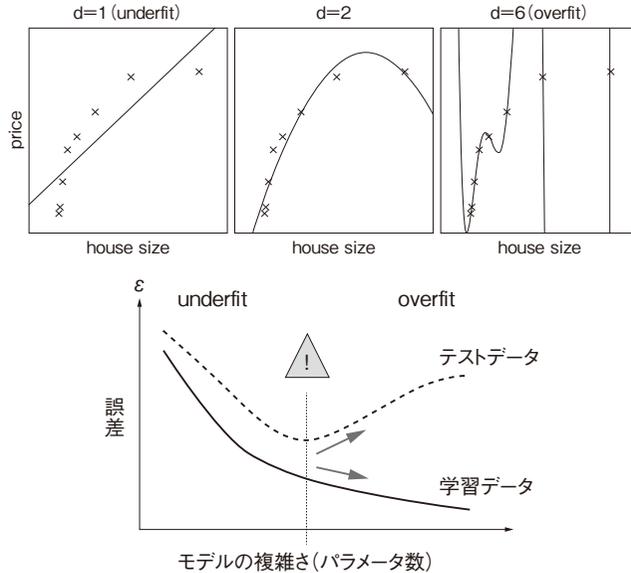


図1 機械学習のバイアスとバリエーションのディレンマ

ることができずに、バタバタと転倒した。なぜ、ロボット制御への人工知能の応用は難しいのだろうか。

機械学習アルゴリズム開発には、学習用の訓練データと性能検証用のテストデータが必要である。訓練データを用いてアルゴリズム中のパラメータを推定し、それを固定して、分類や回帰などの性能をテストデータで評価する。多自由度をもつヒト型ロボットの制御に代表されるように、問題が複雑になるとそれを解くために多数のパラメータを含む複雑な機械学習アルゴリズムを用いる必要がある。しかし図1に示すように、パラメータ数を増加させれば、訓練データに対する誤差はいくらでも小さくできるのに対して、テストデータに対する誤差は最初は減少するが、あるパラメータ数以上では、かえって増加してしまう。テストデータに対して性能が悪化した状態を過学習 (overfit) と呼ぶ。深層学習神経回路モデルは莫大な数のパラメータを含むので、過学習を起こさないために、訓練用のビッグデータが必要となる。物体認識、囲碁、会話解析などでは数百万画像、数千万対局、数億対話などが用いられる。一

方、ヒト型ロボットの歩行制御では一度転倒すればハードウェアが壊れるので、数十回の訓練データを取得することも困難となる。少数個の訓練データしか得られない現実世界のほとんどの問題については、莫大なパラメータを含む複雑な機械学習アルゴリズムを使うことが不可能となる。

一方、脳は少数サンプルからも複雑で困難な課題の学習ができる。また、脳科学や精神医学に人工知能を応用する場合には、一個体からただか数百サンプルの訓練データしか取れない、あるいはただか数百人の患者の脳データしか取れないなど、訓練データが少数である場合がほとんどである。少数個のサンプルしかない場合に、複雑なモデルからスタートし、本質的に重要な説明変数だけを自動的に抽出するスパース推定アルゴリズム^{35,40)}がこのような問題に応用されて、大きな成功を取っている。先端的人工知能技術の精神医学への応用を以下に紹介していこう。

II. 脳ダイナミクス

計算論的神経科学研究に絶大な影響を与えた David Marr の著書 Vision¹⁸⁾では、視覚の目的を2

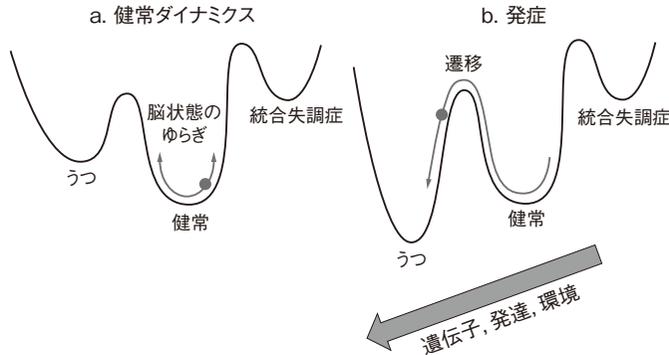


図2 脳ダイナミクスの異常による精神疾患の理解
「遺伝子, 発達, 環境」でダイナミクスが変化し, うつのアトラクター
が深くなり, 健常のアトラクターが浅くなる。

次元画像から3次元世界を再構成することと定義し、脳を入力から出力へ変換する情報処理装置として捉えている。過去数十年間のシステム神経科学研究もほとんどが、感覚情報処理、中枢意志決定、運動制御といった逐次的で階層的なモデルに基づき、脳を入出力変換装置として理解していた。しかし、Marcus Raichle²⁴⁾らのデフォルトモード・ネットワークの発見以来、脳をダイナミカルシステムとして捉える古くからあった動的脳観³⁶⁾が、説得力のあるデータで裏づけられるようになってきた。

最近では、被験者をfMRI装置に入れ、感覚刺激、運動、認知課題なしに5~10分撮像する安静時脳活動、動物の神経科学の用語でいえば、自発脳活動の研究が大きく発展している。このような条件でも、脳は、単なる雑音ではなく、よく組織された固有の時空間パターンを自発的に産み出すのである。したがって脳は、時間とともに変化する入力がない場合でも、時間的に変動する軌道を作り出すことのできる自律ダイナミカルシステムと捉えることができる。さらに、安静時脳活動に計算理論を適用して、図2に模式的に描いた勾配力学系のポテンシャルを計算することも可能になった。

脳内の2つの領域のfMRI信号の相関値を機能的結合と定義する。機能結合は解剖学的結合と関連していて、種間である程度保存されている。安静時脳活動を用いて決められた機能結合を、安静

時脳機能結合と呼び、被験者の年齢¹⁰⁾、知性³²⁾、個人認証¹³⁾、作業記憶⁴¹⁾、注意の維持²⁶⁾、課題時の脳活動³⁴⁾など、被験者のさまざまな特性を予測できることがわかってきた。これらの研究成果のかなりの部分は、米国のヒューマンマクロコネクトームプロジェクトで公開された数千人規模のデータベース¹⁵⁾によってもたらされた。

Ⅲ. 脳イメージングバイオマーカー

患者群と年齢性別などを統制した健常対照群を比較して、fMRIなど非侵襲脳活動計測法で両者の脳活動の違いを見いだす研究は数多くなされてきた。被験者に課題を課すか、安静時脳活動をみるかの違いがある。また、単に違いが統計的に有意かどうかという解析から、脳活動から患者か健常かを分類予測するものまでである。単一施設でたかだか数十人程度のサンプルを使う研究から複数施設で数百人のデータを用いる研究までである。研究の進展とともに、課題時脳活動を使う研究から安静時脳活動を利用する研究へ、単に統計的有意性を示す研究から予測へ、単一施設から複数施設へ、数十人のデータから数百人、場合によっては千人を超える研究へという傾向が強くなっている。診断に用いる分類器、あるいは診断補助に用いることのできる脳イメージングバイオマーカーを開発する目的からは、全てのポイントについて後者、つまり安静時、予測、複数施設、多数のデー

タが有益である。

脳データから分類を行う場合には、機械学習アルゴリズムが使われ、図1に説明した過学習の問題を避けるために、1人の被験者を除いてテストデータとして用いる交差検証法などが使われることが多い。しかし、単一施設で少数のサンプルを用いて機械学習アルゴリズムを適用すると、予測のインフレーションを起こす危険があることが、精神医学分野でも最近ようやく強く認識されるようになってきた^{37,38)}。通常の機械学習アルゴリズムは訓練データに用いられる特定の施設の撮像法、機械、実験者、被験者プールなどに存在する特定の傾向、あるいは雑音にオーバーフィットしてしまうのである。例えば、脳の解剖画像から自閉スペクトラム症 (ASD) を分類するアルゴリズムは、開発に使われた英国の学習用訓練データには感度も特異度も9割以上の高性能を示すが^{11,12)}、日本人のデータではチャンスレベルの5割以下になってしまう⁴³⁾。学習用の訓練データとは全く異なる施設と被験者群からなるいわゆる、独立検証コホートでテストして、その性能を確認していない分類器は、科学的真実も、医学的有用性もほとんどないと言って過言ではない。

国立研究開発法人日本医療研究開発機構 (AMED) 脳科学研究戦略推進プログラム (SRPBS) の『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』領域では、3施設200名程度のサンプルを用いて、説明変数を絞り込み、施設特有の攪乱要因を積極的に排除する機械学習アルゴリズム^{35,40)}に基づく新たな手法を開発して、安静時脳機能結合から成人の高機能自閉スペクトラム症を85%の高精度で予測する分類器を開発した³⁹⁾。全脳を解剖学的に140個の領域に分け、その間の9,730個の結合からアルゴリズムが自動的に16個の結合を選択することによって (図3)、過学習を避けている。日本人のデータのみで構築した分類器が、米国の公開データに75%の正答率で汎化した。第2の独立検証コホートにも同程度の性能で汎化した。著者が知る限り、発達障害もしくは精神疾患につい

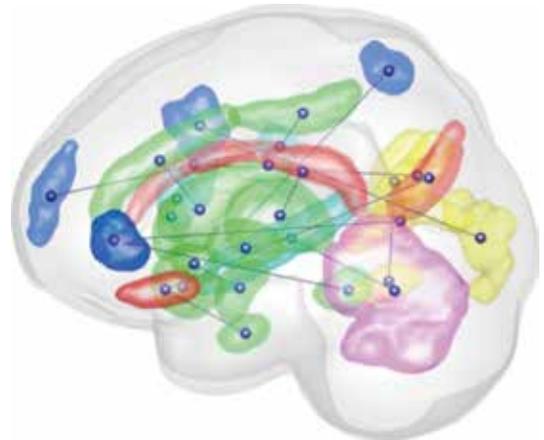


図3 ASDを高精度に判定できる16個の機能結合。機能結合の両端に位置する領域が脳内のどのネットワークに属するかについて、次のフォーマットに基づいて色づけした。赤：default mode, 緑：cingulo-opercular, 青：frontoparietal, 黄：occipital, シアン：sensorimotor, 紫：cerebellum

て、脳イメージングデータに基づく分類器のなかで、独立検証コホートで有効性が示されたのは、初めてである。上述のAMED-SRPBS課題では、同様の人工知能技術を大うつ病、統合失調症、強迫性障害など複数の精神疾患に適用してバイオマーカーを開発して、有望な成果が得られている⁹⁾。

IV. 多疾患とスペクトラム構造

精神疾患と発達障害の診断は症候に基づいている。現在の診断体系の1つの分類区分には生物学的には複数の疾患が混在していると考えられている²¹⁾。また逆に、単一の生物学的疾患が複数の区分に分類されていると考えられている^{5,21)}。過去30年間にわたって大ヒットする薬剤が開発されない理由の1つに、このような症候のみに基づく分類があると考えられ、認知神経科学に基づく生物学的次元の定義²⁵⁾や、脳科学と遺伝学に基づく新しい疾患分類と研究プログラムRDoC⁴⁾が実施されている。このような新しい研究潮流の具体的な成果として、複数の精神疾患で共通の脳部位の灰白質の体積減少がみられること¹⁴⁾、統合失調

症、双極性障害、大うつ病、自閉スペクトラム症、注意欠如多動症（ADHD）の5つの疾患について大規模な遺伝子研究が行われ、例えば統合失調症、双極性障害、自閉スペクトラム症では共通のリスク遺伝子座があるが、大うつ病はこれらとは共通の座がないなどの知見が得られている⁷⁾。さらに2016年にはRDoCの目覚ましい成果として、統合失調症、統合失調感情障害、双極性障害の700人のデータで、行動指標、脳波データについてクラスタリング解析をして3つのバイオタイプを定義した研究がある。このバイオタイプは、DSMによる疾患分類に比べて第一度近親者、脳解剖画像、社会認知指標の3者についてより優れた予測能力があり、脳科学に基づく分類に将来性があることを示した^{5,21)}。

上述のバイオタイプ研究は、症候に基づくDSM診断を全く無視して、教師なしのクラスタリングに基づいている。一方、著者らが開発した成人の高機能自閉スペクトラム症のバイオマーカーは、医師の診断を教師信号として教師ありの機械学習を用いていて、ある意味、旧来からの保守的な研究パラダイムに分類されるかもしれない。RDoCでは研究資金を得られない研究プログラムであることは間違いない。しかしながら、このような保守的な方法でも、本物のバイオマーカーが得られているなら、生物学的次元を定義し、多疾患のスペクトラム構造を定量化できることがわかった³⁹⁾。開発された分類器には線形判別関数が存在し、それは選択された16個の機能結合の線形加重和になっている。これは統計遺伝学では易罹病性と定義される量であるが、ここでは仮にASD度と呼ぼう。分類器は、ASD度が正であれば当事者と、ASD度が負であれば定型発達と判断する（図4a）。したがって、ASD度が自閉スペクトラム症のバイオマーカーとして利用できる。さて、ある個人の安静時脳機能結合が求められていれば、その人のASD度を計算できる。前述のAMED-SRPBS課題などで集積された統合失調症、ADHD、大うつ病の患者と当事者およびその健常と定型発達対照群のデータについて

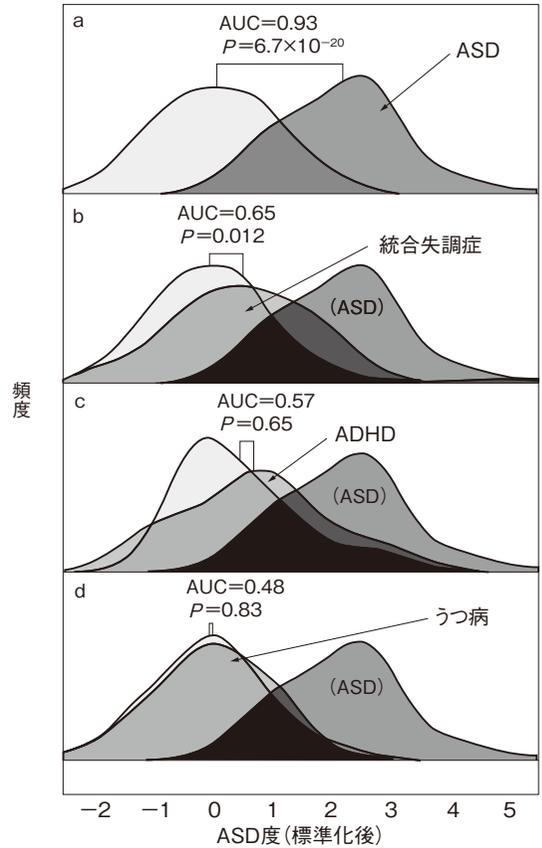


図4 ASD度による複数精神疾患の分類の検討
※薄い灰色＝各疾患群における健常/定型発達群

ASD度を計算し、両群の分布を示したのが図4のb, c, dである。ASDバイオマーカーは、ADHD、大うつ病に関しては、症例と対照の両群を区別できなかったが、統合失調症に関しては患者群と健常群を有意に分類できる。これは、従来の症候に基づく疾患定義でバイオマーカーを構築しても、複数の疾患について多数のバイオマーカーで多数の生物学的次元を用意すれば、図5に想像図として示したような多疾患のスペクトラム構造を定量的に決定できる可能性を示している。

統合失調症と双極性障害の危険遺伝因子を多く含む人ほど創造性が高いことが示された²³⁾。発生頻度の高い一般的な疾患では危険遺伝因子の集積は正規分布に基づいており、因子そのものは連続的に分布していると考えられる²²⁾。多数の疾患で

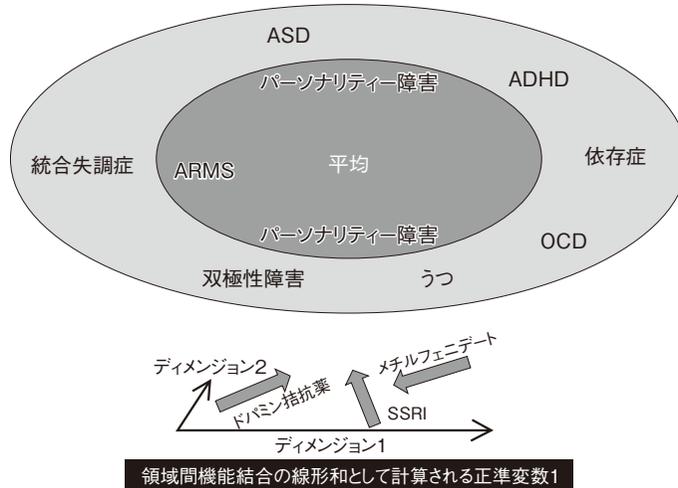


図5 多疾患を脳回路に基づいて再定義する
矢印はそれぞれの薬剤による回路の変化を示す。

信頼できるバイオマーカー＝生物学的次元が確立し、図5で模式的に示した多疾患スペクトラム構造が精緻化されると、患者・当事者と健常・定型発達との連続性が客観的に定量化され、精神疾患と発達障害が高頻度に見られることはヒトが種としてもつ適応性であることが明らかになり、全てが個性として理解されるようになるのかもしれない。

V. ニューロフィードバック治療

心拍数、血圧、筋電図などを、工学的に処理して視覚や聴覚の情報としてフィードバックするバイオフィードバックは女性の失禁などについては有効な治療法である⁴⁴⁾。バイオフィードバックの中でも脳波や近赤外光計測など脳の信号を用いる手法はニューロフィードバックと呼ばれ、ADHD、てんかんの治療などに応用されてきた。2000年頃から、脳信号として機能的MRI計測による特定の脳領域のBOLD (blood oxygenation level dependent) 信号の平均値を用いる実時間fMRIニューロフィードバック^{2,8,28,33)}が実用化された。慢性疼痛、パーキンソン病、強迫性障害、大うつ病に有効であるという複数の報告に基づき、欧米を中心に研究開発が盛んに行われている。

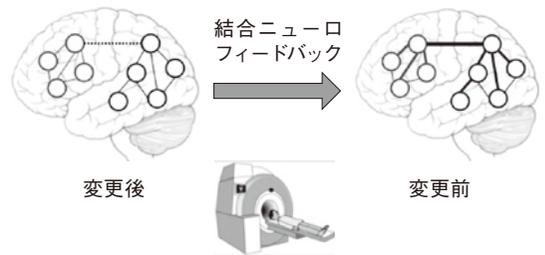


図6 結合ニューロフィードバック
・対象は ASD, うつ病, 統合失調症
・患者共通の機能結合のバイオマーカーが必要
・既製服の治療法
・4日間のニューロフィードバック訓練で少なくとも2ヵ月の長期効果

る。欧州では多国間共同研究のFP7プロジェクト BRAINTRAIN³⁾が進められ、複数の精神疾患が治療対象となっている。2017年には日本で第3回の real-time fMRI neurofeedback の国際会議が開催される²⁷⁾。

前述の AMED-SRPBS 課題では、欧米の従来型実時間fMRIニューロフィードバックが単一脳領域の平均活動を制御することをめざしているのとは異なり、脳ダイナミクスを変更することをめざす2つの新しいニューロフィードバック手法を開発し、それを応用した精神疾患と発達障害の治療

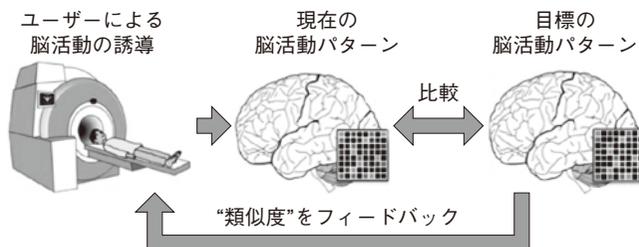


図7 デコーデッドニューロフィードバック

- ・対象は強迫性障害と疼痛
- ・患者ごとのデコーダーが必要で疾患を選ぶ
- ・オーダーメイド的治療
- ・デコーダーの性能が高ければ成功確率が高い
- ・長期効果は場合による (2/3で3~5ヵ月持続)

法を開発している。第1は、結合ニューロフィードバック¹⁹⁾であり、脳内の機能結合を変化させることをめざす(図6)。結合ニューロフィードバックは、自閉スペクトラム症と大うつ病に应用され、予備的ではあるが有望な結果が得られている。第2の手法、デコーデッドニューロフィードバック^{1,6,16,29,30)}は、機械学習によりfMRIの多数の(通常数百~数千)ボクセルの時空間パターンからフィードバック信号を計算して被験者の強化学習を誘導する手法で、特定の脳内情報に対応したボクセルの時空間パターンを実現する(図7)。こちらは、強迫性障害、PTSD、中枢性慢性疼痛に应用され、特に、疼痛に関しては厳密なコントロールに対しても統計的に有意な除痛効果が示されている⁴²⁾。

おわりに

本稿では、精神医学に应用されつつある、いくつかの最新の人工知能技術と脳科学の進展を紹介した。本稿で紹介した脳イメージングバイオマーカーや先端的なニューロフィードバック治療法は、これまでたかだか数年間の研究開発期間しかなく、社会から信頼されて、しかも大きな効果を得るためには、今後も困難な研究開発を地道に続けていく必要がある。しかし、機械学習アルゴリズム、ビッグデータ、脳ダイナミクス、バイオマーカー、先端的ニューロフィードバックなど

は、概念的にも今後の精神医学に寄与する技術や理論になると思われる。本稿がきっかけで、今後の発展に注目をしていただけると、望外の幸である。

なお、本論文に関連して開示すべき利益相反はない。

文 献

- 1) Amano, K., Shibata, K., Kawato, M., et al.: Learning to associate orientation with color in early visual areas by associative decoded fMRI neurofeedback, *Curr Biol*, 26; 1861-1866, 2016
- 2) Birbaumer, N., Ruiz, S., Sitaram, R.: Learned regulation of brain metabolism. *Trends Cogn Sci*, 17; 295-302, 2013
- 3) BRAINTRAIN (http://www.brainproject.eu/index.php?option=com_content&view=article&id=214%3Abraintrain&catid=45%3Abin-projects&Itemid=63&lang=en) (参照 2016-09-12)
- 4) Casey, B. J., Craddock, N., Cuthbert, B. N., et al.: DSM-5 and RDoC: progress in psychiatry research? *Nat Rev Neurosci*, 14; 810-814, 2013
- 5) Clementz, B. A., Sweeney, J. A., Hamm, J. P., et al.: Identification of distinct psychosis biotypes using brain-based biomarkers. *Am J Psychiatry*, 173; 373-384, 2016
- 6) Cortese, A., Amano, K., Koizumi, A., et al.: Multi-voxel neurofeedback selectively modulates confidence without changing perceptual performance. *Nat Commun*,

7 ; 13669, 2016

7) Cross-Disorder Group of the Psychiatric Genomics Consortium : Identification of risk loci with shared effects on five major psychiatric disorders : a genome-wide analysis. *Lancet*, 381 ; 1371-1379, 2013

8) deCharms, R. C. : Applications of real-time fMRI. *Nat Rev Neurosci*, 9 ; 720-729, 2008

9) DecNef Project (http://www.cns.atr.jp/decnefpro/?page_id=222) (参照 2017-02-24)

10) Dosenbach, N. U., Nardos, B., Cohen, A. L., et al. : Prediction of individual brain maturity using fMRI. *Science*, 329 ; 1358-1361, 2010

11) Ecker, C., Marquand, A., Mourão-Miranda, J., et al. : Describing the brain in autism in five dimensions—magnetic resonance imaging-assisted diagnosis of autism spectrum disorder using a multiparameter classification approach. *J Neurosci*, 30 ; 10612-10623, 2010

12) Ecker, C., Rocha-Rego, V., Johnston, P., et al. : Investigating the predictive value of whole-brain structural MR scans in autism : a pattern classification approach. *NeuroImage*, 49 ; 44-56, 2010

13) Finn, E. S., Shen, X., Scheinost, D., et al. : Functional connectome fingerprinting : identifying individuals using patterns of brain connectivity. *Nat Neurosci*, 18 ; 1664-1671, 2015

14) Goodkind, M., Eickhoff, S. B., Oathes, D. J., et al. : Identification of a common neurobiological substrate for mental illness. *JAMA Psychiatry*, 72 ; 305-315, 2015

15) Hodge, MR., Horton, W., Brown, T., et al. : ConnectomeDB—Sharing human brain connectivity data. *NeuroImage*, 124 ; 1102-1107, 2016

16) Koizumi, A., Amano, K., Cortese, A., et al. : Fear reduction without fear : Direct reinforcement of neural activity bypasses the need for conscious exposure. *Nat Hum Behav*, 1 ; 0006, 2016

17) LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. E. : Deep learning. *Nature*, 521 ; 436-444, 2015

18) Marr, D. : *Vision : A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. MIT Press, Massachusetts, 2010

19) Megumi, F., Yamashita, A., Kawato, M., et al. : Functional MRI neurofeedback training on connectivity between two regions induces long-lasting changes in intrinsic functional network. *Front Hum Neurosci*, 9 ;

160, 2015

20) Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., et al. : Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518 ; 529-533, 2015

21) Multiple biological pathways lead to similar symptoms—NIH-funded study : Biomarkers outperform symptoms in parsing psychosis subgroups. NIH News Release, December 8, 2015

22) Plomin, R., Haworth, C. M., Davis, O. S. : Common disorders are quantitative traits. *Nat Rev Genet*, 10 ; 872-878, 2009

23) Power, R. A., Steinberg, S., Bjornsdottir, G., et al. : Polygenic risk scores for schizophrenia and bipolar disorder predict creativity. *Nat Neurosci*, 18 ; 953-955, 2015

24) Raichle, M. E. : Two views of brain function. *Trends Cogn Sci*, 14 ; 180-190, 2010

25) Robbins, T. W., Gillan, C. M., Smith, D. G., et al. : Neurocognitive endophenotypes of impulsivity and compulsivity : towards dimensional psychiatry. *Trends Cogn Sci*, 16 ; 81-91, 2012

26) Rosenberg, M. D., Finn, E. S., Scheinost, D., et al. : A neuromarker of sustained attention from whole-brain functional connectivity. *Nat Neurosci*, 19 ; 165-171, 2016

27) rtFIN2017 (<http://rtfin2017.atr.jp>) (参照 2017-02-24)

28) Scheinost, D., Stoica, T., Saksa, J., et al. : Orbito-frontal cortex neurofeedback produces lasting changes in contamination anxiety and resting-state connectivity. *Transl Psychiatry*, 3 ; e250, 2013

29) Shibata, K., Watanabe, T., Sasaki, Y., et al. : Perceptual learning incepted by decoded fMRI neurofeedback without stimulus presentation. *Science*, 334 ; 1413-1415, 2011

30) Shibata, K., Watanabe, T., Kawato, M., et al. : Differential activation patterns in the same brain region led to opposite emotional states. *PLoS Biol*, 14 ; e1002546, 2016

31) Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., et al. : Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529 ; 484-489, 2016

32) Smith, S. M., Nichols, T. E., Vidaurre, D., et al. : A positive-negative mode of population covariation links

brain connectivity, demographics and behavior. *Nat Neurosci*, 18 ; 1565-1567, 2015

33) Sulzer, J., Haller, S., Scharnowski, F., et al. : Real-time fMRI neurofeedback : progress and challenges. *NeuroImage*, 76 ; 386-399, 2013

34) Tavor, I., Parker Jones, O., Mars, R. B., et al. : Task-free MRI predicts individual differences in brain activity during task performance. *Science*, 352 ; 216-220, 2016

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

36) 津田一郎：複雑系脳理論—「動的脳観」による脳の理解— (臨時別冊・数理科学 2002年2月), サイエンス社, 東京, 2002

37) Whelan, R., Garavan, H. : When optimism hurts : inflated predictions in psychiatric neuroimaging. *Biol Psychiatry*, 75 ; 746-748, 2014

38) Whelan, R., Watts, R., Orr, C. A., et al. : Neuropsychosocial profiles of current and future adolescent alcohol misusers. *Nature*, 512 ; 185-189, 2014

39) Yahata, N., Morimoto, J., Hashimoto, R., et al. : A small number of abnormal brain connections predicts adult autism spectrum disorder. *Nat Commun*, 7 ; 11254, 2016

40) Yamashita, O., Sato, MA., Yoshioka, T., et al. : Sparse estimation automatically selects voxels relevant for the decoding of fMRI activity patterns. *NeuroImage*, 42 ; 1414-1429, 2008

41) Yamashita, M., Kawato, M., Imamizu, H. : Predicting learning plateau of working memory from whole-brain intrinsic network connectivity patterns. *Scientific Reports*, 5 ; 7622, 2015

42) Yanagisawa, T., Fukuma, R., Seymour, B., et al. : Induced sensorimotor brain plasticity controls pain in phantom limb patients. *Nat Commun*, 7 ; 13209, 2016

43) Yoshihara, Y., Sugihara, G., Deoni, D., et al. : Discrimination of autistic adults from Controls using data on Whole-Brain mrI in a Japanese Sample. in *The 17th Annual Meeting of the Organization on Human Brain Mapping*, Quebec City, Canada, 26-30 June, 2011

44) Yucha, C., Gilbert, O. : Evidence-Based Practice in Biofeedback and Neurofeedback. *Association of Applied Psychophysiology and Biofeedback*, 2004

Artificial Intelligence and Big Data Computational Neuroscience and Psychiatry

Mitsuo KAWATO

*Advanced Telecommunications Research Institute International (ATR)
Brain Information Communication Research Laboratory Group*

Because of sophisticated machine-learning algorithms, big data, and increases in computing power, artificial intelligence has markedly advanced. Artificial intelligence techniques have been utilized for decoding in systems neuroscience. Functional connectivity analysis for resting state fMRI data revealed disorder-specific abnormalities of functional connections. Artificial intelligence techniques have enabled the development of disorder-specific classifiers or biomarkers that can be generalized to external validation datasets. By combining such biomarkers and decoding techniques with fMRI real-time neurofeedback methods, sophisticated neurofeedback techniques can be developed as future generation therapies for mental and developmental disorders.

< Author's abstract >

< **Keywords** : artificial intelligence, big data, biomarker, machine learning algorithm, neurofeedback >
