



## 「第48回世界情報社会・電気通信日のつどい」記念講演より 人工知能と脳計算論—脳に学ぶ人工知能の今後—

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 所長

かわと みつお  
川人 光男



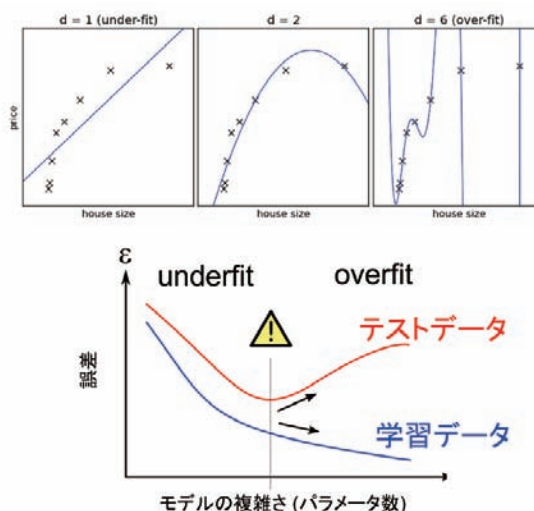
今日は、第3次人工知能ブームをどう捉えるか、日本の研究の歴史、日本に勝ち目は残されているのか、そして、有望な研究と開発テーマという4つのトピックス、最後に日本への提言をお話したいと思います。

### 1. 第3次人工知能ブームをどう捉えるか

人工知能の典型と言うと、深層学習、ディープニューラルネットワークというものがあります。機械学習とビッグデータ、高速演算の組み合わせで、ヒトの顔を表現するようなノードが自動的に獲得され、しかも、その人間を超える物体の認識能力を持っているということで、大変注目されています。こういったニューラルネットワークと強化学習という学習方法を組み合わせ、グーグルがアルファ碁というプログラムを開発し、これが世界準チャンピオンである韓国のプロ棋士、李セドルさんに4勝1敗で勝ったというニュースも記憶に新しいところだと思います（図1）。

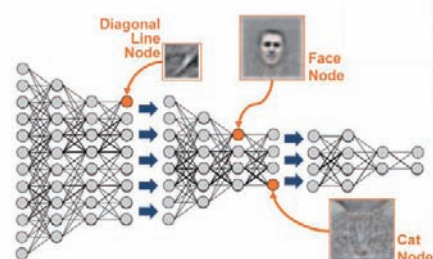
では、その人工知能が全て大成功しているかといいますと、決してそんなことはありません。DARPAロボティクス・チャレンジの決勝戦では、よりすぐった各国代表のヒューマノイドロボットがバタバタ倒れました。

囲碁では人間を上回り、ロボットでは人間の幼児にも劣るという、人工知能の成功と失敗は、どこから来ているのかを考えると、機械学習の最大の困難、過学習、オーバーフィットから来ています（図2）。複雑な問題を解こうとすると、学習システムは非常に巨大なものになり、パラメータの数が非常に多くなります。学習データの誤差は必ず下



■図2. 機械学習の最大の困難オーバーフィット

### 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.

BY ELIZABETH GIBNEY

A computer has beaten a human rival, winning 99.8% of games against the

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

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

4-1



■図1. 人工知能の成功と失敗



がるのですが、あるところを過ぎると、テストデータに関しては、かえって誤差が上がってしまいます。2次多項式にノイズを加えて得られたようなデータを考えてみます。直線でフィットしますと、モデルが簡単過ぎて、誤差が大きくなります。2次でフィットすると、誤差は小さくなります。5次の多項式でフィットすると、学習データには合うのですが、見ていないデータに対してはひどいことになります。こういうのをオーバーフィットといいます。

ディープラーニングネットワークは、非常にたくさんパラメータを持っているのですが、こういうことが起きないのはなぜかという、非常に大量の、いわゆるビッグデータの学習サンプルを使うからです。昔の例を取りますと、何千万対局、テキストや画像の学習の場合には、何億対話、何百万枚の画像といったものを学習に使うので、こういった複雑なモデルでもビッグデータを使ってオーバーフィッティングが起きないように見えます。では、先程のロボティクス・チャレンジの例を考えると、ロボットを何千万回、転ばせることができますか？決してできません。ロボットが壊れてしまいます。

人工知能ブームは、一般社会の視点が本来の研究開発からずれております。ニューラルネットワーク、ニューロと呼ばれるものと機械学習のアルゴリズムが、棋譜、画像、テキスト等、ネット上にあるビッグデータで花開きました。しかし、例えば、Googleのディープラーニングの猫は、ネット上のビッグデータやオーバーフィットの証拠なのです。なぜ、そこに猫が出てきて、キリン、クジラ、サルなどが出てこないのかというと、皆さんかわいい猫の写真を撮ってはネットに上げるので、ネット上の画像のデータの3割は猫だと言われている、そういうものにオーバートレーニングされているわけです。

グーグル・ディープマインドのDeepQという強化学習と、ディープラーニングを組み合わせたものがAtariというビデオゲームで、人間のエキスパートよりも半分以上が強いということが、昨年、『ネイチャー』で発表されました。これも実機ではないのです。実機であれば、100万回とか1000万回とか動かす前に、100回とか200回で壊れますから、100万回、1000万回のビッグデータを必要とするような現実世界の問題には、今はやりの人工知能は使えません。Googleはなぜ成功しているかという、ユーザーが上げるデータを無償のビッグデータとして取り込み、それに機械学習のアルゴリズムを使っているからです。日本には、IT大手、無償のビッグデータがないという問題があります。

## 2. 日本の研究の歴史

私は1986年から1987年に大阪大学の大学教員でした。文部科学省の学術調査官を大学の教員が兼任するという初の試みで採用され、第2次のニューロブームが始まった時に米国調査旅行をし、1988年にはATRに移り、以降、いろいろなプロジェクトに参加しております。1989年には、当時のIBM東京基礎研究所の初代所長・鈴木則久さんと、人工知能とニューロの対決をし、鈴木先生は人工知能、私はニューロで侃々諤々と議論しました。当時は、第5世代コンピュータの記号処理などを人工知能と呼び、今、人工知能と呼ばれているディープラーニングは、ニューロというわけです。ニューロはようやく市民権を得たのに、ふと気が付くと、人工知能というふうに呼ばれている。研究分野名がハイジャックされたような気がします。

ATRは、第2次ニューロブームの時にできたということもあり、ディープラーニング、音声・言語処理、脳とロボット強化学習、機械学習の汎化、計算論的神経科学、脳情報デコーディング、デコーディッドニューロフィードバック、様々な研究をずっと蓄積しております。そのテキスト、音声の処理に使われるニューラルネットワークをうまく時間軸方向に発展させる、時間遅れネットというものがあり、そういったことがニューロの言語応用の基礎になっています（図3、図4）。

日本の脳研究と人工知能をまとめさせていただきますと、今、とても成功している人工知能というのは、脳科学、つまり計算理論、ニューラルネットワークスに基づいています。脳科学はさらに進んだ人工知能の元になるはずです。人工知能、機械学習は、脳科学の研究、特にブレイン・マシン・インタフェースに利用されており、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、ということとなります。

## 3. 日本に勝ち目は残されているのか

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になっています。昔から運動制御のニューラルネットワークを研究していたMichael Jordan、Zoubin Ghahramani、Sethu Vijayakumarといった方たちが、脳科学と、その応用を30年前から循環させ、着実に進歩しているのです。そういう雰囲気が一番表れているのは、NIPS、Neural Information Processing Systemsと言われる、機械学習分野最大の国際会議です。ディープラーニングもここから出てきました。2016年で30周年、論文の採択率は20%か25%という非常に厳



### ◎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 3944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 2065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 2060回\*) 現在Max Planck 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 1676回\*, Wolpert, Doya, Kawato, 2003, 引用回数 890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

\*2016年9月26日現在の引用数

■図3. ATRと人工知能の歴史 I

### ◎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 197回\*) ダウンロード三万回以上 VBMEQ(アクセス数9,797; ダウンロード数16,658)\*2016年9月26日現在 スパースライブラリ(アクセス数12,357; ダウンロード数17,270)\*2016年9月26日現在

### ◎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 282回\*, Kawato, 1999, 引用回数 1822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 1258回\*), 視覚情報からの画像の再構成(Miyawaki et al, Neuron 2008, 引用回数 295回\*), 夢のデコーディング(Horikawa et al, Science 2013, 引用回数 154回\*)

### ◎デコーディッドニューロフィードバック

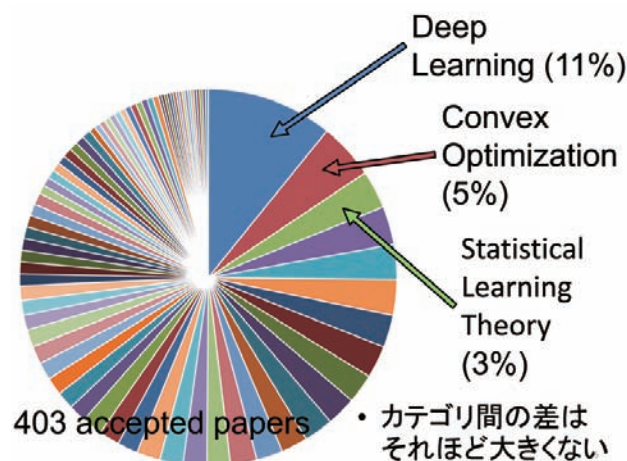
- 川人光男(1988-) デコーディッドニューロフィードバック法の開発(Shibata et al, Science 2011, 引用回数 182回\*)

\*2016年9月26日現在の引用数

■図4. ATRと人工知能の歴史 II

しい学会です。今年は参加者数が3,800人、2014年の2,500名から5割増しです。その発表の内容を見ますと、ディープラーニングは確かに目立つのですが、採択論文は全体の11%に過ぎません(図5)。産業界における爆発的な深層学習ブームと比較して、こういう深層学習を生み出した学会では、深層学習が一番人気のトピックスであることは間違いないのですが、それほど支配的ではなく、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スを中心に、機械学習に関する様々なトピックスが幅広く研究されています。

ディープラーニングは、ヒューベルとウィーゼルの視覚野の研究から始まりました。1960年代にはパーセプトロン



■図5. NIPS2015採択論文のカテゴリ



というニューラルネットワークが、第1次ニューロブームを巻き起こしましたが、1969年に人工知能学者マービン・ミンスキーが、線形分離可能なものしか学習できないと指摘したことによって下火となりました。その後、第2次ニューロブームでは、いろいろなアイデアが出ました。その中に、NHKによるネオコグニトロンがあり、今、グーグル、フェイスブックといったところで、ディープネット、英仏翻訳、画像解析等、いろいろな形で花開いたのです。今、日本で騒いでいる方々は、こういう歴史を知らずにまねをすると、トップランナーに出られるかのように勘違いしておられるのではないかと、心配しております（図6）。

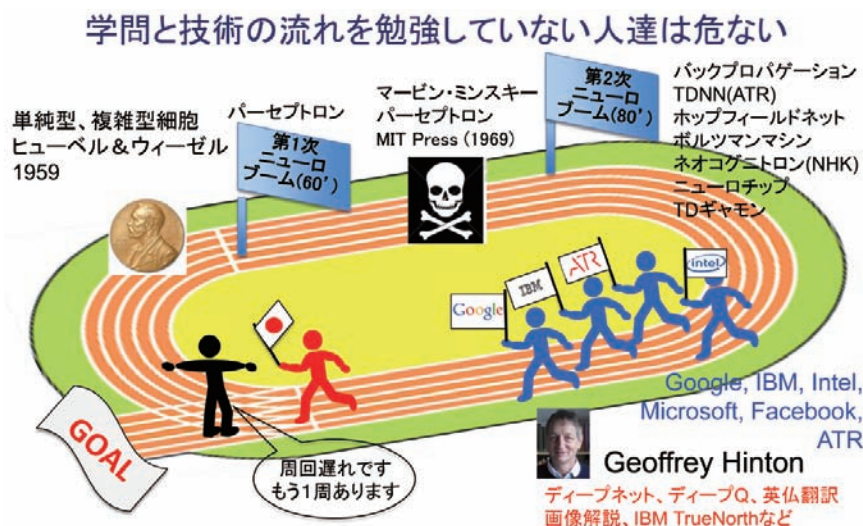
## 4. 有望な研究・開発テーマ

人工知能とは、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したものです。深層学習は、ネオコグニトロンに逆伝播学習を組み合わせたもので、このアイデアそのものは1980年代からあったのですが、なぜ、それがブレイクスルーを起こしたかというのと、何千万、何億というビッグデータと高速演算が加わったからなのです。しかし、ヒトの知性に本当に近いものなのでしょうか。実は全然違います。アルファ碁は、開発されてからすぐ自己対戦することで数千万対局に基づいて学習しています。一方、小さいお子さんはキリンとゾウをちゃんと見分けられるようになり、動物園で「キリンさん」「ゾウさん」と言えます。その前にきっと、絵本などを見せて、物体認識ができたと思われそうですが、100万枚のゾウとキリンを見ているわけではなく、10枚、100枚で学習できてし

まいます。1000万、1億と言った学習サンプルが必要な人工知能とは全く違うものなのです。

では我々は、なぜそんなに小さなサンプルから学習できるのだろうか。少数個のデータから学習するヒトの能力を、どのように次世代の人工知能で実現できるか。専門的に言うと、先にもスパースネスという考え方があります。私たちは、何かに注意します。それから、自分はこの問題に対して自信がある、ないといったメタ認知、意識がある、ないという状態、特定の場面を覚えているエピソード記憶、というものがあります。これはみんな、人工知能的な観点から言うと、少数個のサンプルからの学習のために必要なのです。非常に難しい問題でも、大事なところだけ取り出せば、サンプル数が少なくても、正しい判断ができる学習に導かれるかもしれない。これを実際にアルゴリズムとして、どうインプリメントするか。脳科学の問題でもあり、人工知能の問題でもあり、皆さんしのぎを削っているわけです。

ここから少し、少数個のサンプルから正しく学習汎化できるという例をお示ししたいと思います。自閉スペクトラム症という発達障害があります。人口の約1%の方なのですが、非常に知能の高い方もいらっしゃいます。自閉症スペクトラム障害（ASD）の中で、いろいろな高機能のスペクトラムの一部の方たちをアスペルガー症候と呼んだ時期もあります。最近では、脳科学が非常に発達しており、MRIのスキャナーの中で、特別な課題はせずに、10分間程度、脳全体の活動を撮り続け、その結果を適切な方法で調べるだけで、被験者の年齢、一般的な知性、特に流動性の知性、どれだけ記憶力を持つか、作業記憶の能力、



■図6. 第3次人工知能ブーム!? 周回遅れのトップランナー



どれだけ注意が持続するか、さらにどんな病気かということまで分かるようになってきました。この数年間、アメリカのヒューマン・コネクトーム・プロジェクトというビッグデータの研究データが私たちにも使えるようになり、学問が非常に進化したわけです。

人間の脳は大飯食らいで、ヒトの体をPETで見ると、黒くなっている部分は、とてもエネルギーを使っているということです。脳の所が真っ黒になっていて、心臓、肝臓といった、エネルギーを使っていそうなところは、そんなに黒くなっていません（図7）。

脳というのは、全体重が60キロで1,500グラムですから、3%以下しかないにもかかわらず、エネルギーは全身の25%を使っています。かつ、ぼーっとしている時でも、一生懸命頭を使っている時の95%のエネルギーを使っています。つまり、脳は常に休んでいないのです。休んでいる時の脳の状態を安静時脳活動と言いますが、こういうものを見ると、脳の中にどんな機能ネットワークがあり、どの機能ネットワークがどんなタスクをしている時に働くのかというようなことが、どんどん分かってきます。何千万対局とか、何億会話に比べるとまだまだちっぽけですが、今では、1万実験、2,000論文、3万人の被験者のメタ解析ができるようになりました。例えば、うつや、統合失調症といった精神疾患を発症している時には、脳が違うダイナミクスになります。そして、そういう精神疾患を、薬や磁気刺激といったものではなく、ご本人の力、オペラント条件付けや強化学習という方法で治すことも、可能になりつつあります。

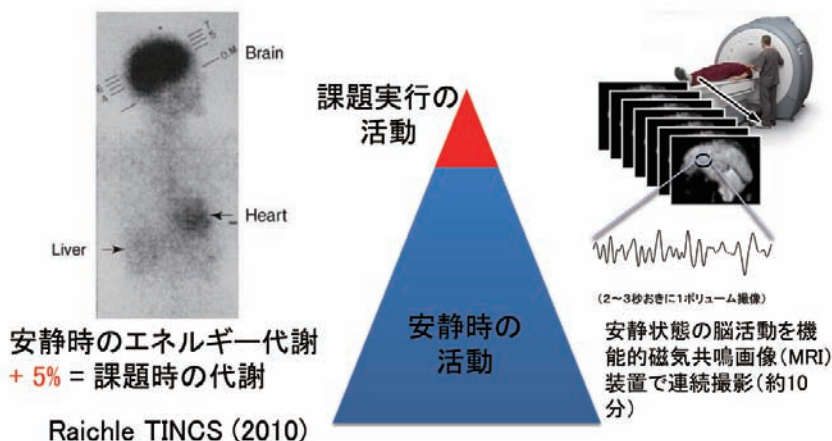
ATRは、今年の2月から精神科専門のお医者さんお二人

をお招きし、ATRの中に、さかい京阪奈クリニックを誘致しました。統合失調症、大うつ病、双極性障害、強迫性障害、ASD、注意欠陥・多動性障害と、いろいろな疾患があり、精神科の先生によれば、人類の50%が、人生のあるタイミングでこういった精神疾患、発達障害のどれかに罹患することです。世界が被る経済的なダメージや、クオリティー・オブ・ライフが保たれない人生を考えると、大変重大な病気なのですが、残念なことに現在の診断は、症候を見るだけなのです。最近よく眠れますか、今まで楽しいと思っていたことをしても喜びを感じないということはないですか、といった、チェックリストです。20項目のうち、これとこれが当てはまると、あなたはうつ病です、という診断になるのです。とても生物学的、脳科学的なデータには基づいていません。

そんな中、米国の精神疾患研究の総元締めであるNIMH、National Institute of Mental Healthの前のディレクター、Tom Inselさんが、2010年頃から、多疾患を脳回路に基づいて再定義しよう、との提言を始めました。私どもも最近、人工知能と多疾患を結び付ける研究をいたしましたので、お話しします。

ASDの研究では、脳全体を脳のしわに基づいて140個の小領域に分けました。 $140 \times (140-1) / 2 = 9,730$ 、1万個ぐらいの機能的結合となります。これを普通の機械学習で分類しようと思うと、必要な学習サンプル数として、 $1万 \times 10 = 10$ 万人のデータが必要です。しかし、自閉症の方を10万人集めるというのは、なかなかできません。実際、ATR、昭和大、東大の3施設で200人のデータしか集めら

### 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



■図7. 安静時の脳活動



れませんでした。そうすると、200人のデータで1万のモデルを、どうやってオーバーフィッティング・オーバートレーニングさせないかというのが、私たちの腕の見せどころです。ATRでずっと培ってきた、本当に大切な結合だけデータから自動的に選ぶ、Sparse Logistic Regressionという方法があります。例えば、性別や、どんな薬を飲んでいるか、どこの施設で脳活動を取ったか、といった攪乱要因を外していくと、脳の1万個の結合の中からわずか16個が、定型発達の方とASDの方の間では違うということが分かりました（図8）。その16個に適切な重みを付けて、掛けて足し合わせた判別結果が、図9に示すとおりとなります（図9）。

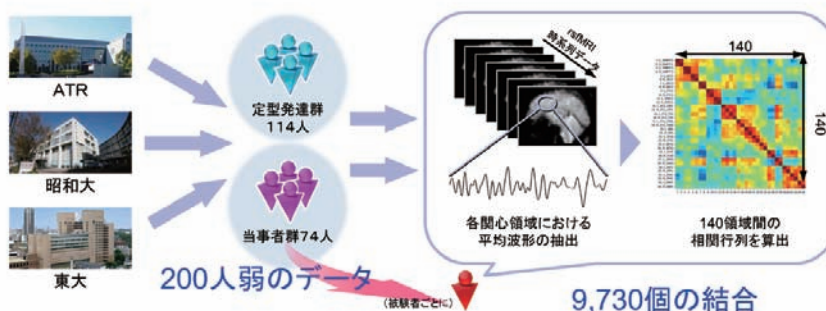
正答率85%です。これだけではなく、アメリカで公開されているデータにも、75%の正答率があります。普通はとても汎化しないような、人種も違う、見立ても違う、機械も違う、太平洋を越えたようなデータに対して、汎化するようなものを作れるのです。

もう一つ、私たちの研究が非常に画期的だったのは、ASDで作った分類を他の病気に適用することです。統合失調症の患者さん、注意欠如多動症の当事者、うつ病患者さんと比較して見ますと、ASDとうつ病では全く見分けがつきませんでした（図10）。

また、ASDと注意欠如多動症は、お医者さんにとって

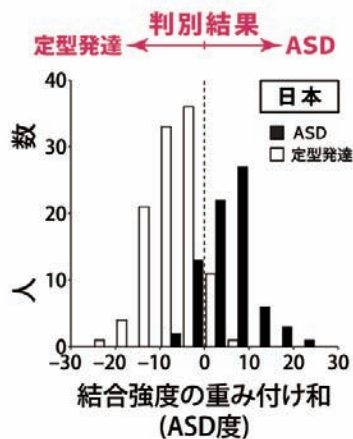
## 安静時脳機能結合ビッグ?!データから診断

- ATR・昭和大・東大の3施設で、当事者（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



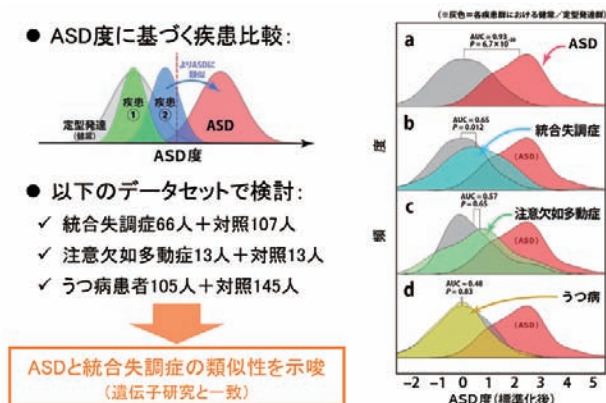
■図8. 精神疾患の信頼性の高いバイオマーカー

- 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%

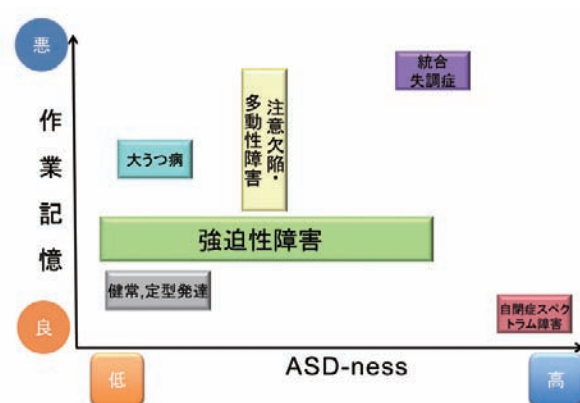


Yahata N, Morimoto J, Hashimoto R, Lisi G, Shibata K, Kawakubo Y, Kuwabara H, Kuroda M, Yamada T, Megumi F, Imamizu H, Nanez JE, Takahashi H, Okamoto Y, Kasai K, Kato N, Sasaki Y, Watanabe T, Kawato M : A small number of abnormal brain connections predicts adult autism spectrum disorder, *Nature Communications*,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

■図9. 国内データの判別結果



■ 図10. ASD度による複数精神疾患の関係性



■ 図11. 作業記憶とASD-nessから見た多疾患スペクトル

は見分けにくく、統計的に言っても違いはありません。しかし、統合失調症に関しては見分けることができました。歴史を振り返ると、大昔は、統合失調症とASDは同じ病気に分類されていました。最近、遺伝的に言っても、脳の解剖学的な点でも、この二つが重なり合うということが分かってきたのですが、その脳の機能的なネットワークとして、私たちが初めて統合失調症とASDの近い関係を明らかにしました。脳の回路から、ASD、統合失調症、注意欠如多動症、大うつ病、強迫性障害、それと健常、定型発達とお互いにどんな関係にあるかということが分かってきました(図11)。さらに言いますと、本当に健常な人、定型発達な人は、どこにもいないのです。みんな、平均から何らかの意味でずれています。

当たり前の話ですが、人工知能にとって最も大切なのは、データの質と量です。今までの医学の研究は、大体1施設30人ぐらいのデータで研究していましたが、全然、再現ができません。やはり、数施設で200人ぐらいのデータが必要です。

本当に世の中で必要とされていることは、医療、ロボット、現実世界などで、それに関しては、まだビッグデータはありません。振り返ると、ATRの自動翻訳・音声翻訳、音声・対話データベースなど、総務省のサポート(1986～2000年 基盤技術研究円滑法、2001～2005年 情報通信研究機構(NICT)民間基盤技術研究促進制度委託研究「大規模コーパスベース音声対話翻訳技術の研究開発」)でずっと続けてきたことが、今、花開いており、こういうビッグデータがあるからこそ、機械学習のアルゴリズムを組み合わせていろいろなことができるのです。

また、ATRのブレイン・マシン・インタフェース(BMIハウス)という技術で、健常な方の日常生活の脳の構造と

活動などのデータを取っているのですが、これは、ビッグデータを集めて、そこに人工知能技術を使うということなのです。世の中はどうしても、技術を使うことに注意が集中して、データがどれだけ大切なのかということが伝わっていないように思います。

## 5. 日本への提言

欧米の巨大IT企業には、画像、テキスト、棋譜などのビッグデータが押さえられていますので、研究開発として同じ土俵での戦いはあまり意味がありません。それから、先ほどお話ししました国際学会のNIPSに行ってみますと、私はプレナリーをしております、杉山先生というプログラム委員長も日本にもおいでですが、論文の数という意味で見れば、韓国にも負けています。それは大学での機械学習、脳や数理、確率といったタイプの教育をきちんと受けた人が、情報系の学部、学科から出てきていないということが、非常に大きな体力格差につながっているからです。理研のAIPなどでは、こういう問題をぜひ解消してほしいと思っています。少数個学習サンプル用の人工知能は、みんなが狙っています。ロボット、制御、脳、日常生活などのデータを獲得することも大切です。

今の深層学習やアルファ碁といった部分をばっと切り出して、イギリスやアメリカの巨大企業はみんなこんなことをしている、だから、まねしなくては、という騒ぎ方は恥ずかしいことです。今のディープラーニングというのは、NHK、総務省が、ネオコグニトロン、TDNN、ATR音声データベースとしてきちんと作ったものが基礎になって開発されたのです。そういう事をきちんと評価し、それで世界とどう渡り合うかということを考えるべきではないでしょうか。

今日は長い時間、ご清聴ありがとうございました。

(2016年5月17日 つどい講演より)