

放送大学島根学習センター開設20周年記念公開講演会1

## 脳型コンピュータ

平成28年11月12日(土) 14:35～

会場 島根県立美術館ホール

講師 岡部洋一〔放送大学長〕



今日お話しするのは「脳型コンピュータ」という題目ですが本当は、今はやりのAIとか人工知能といったほうがお客さまが集まるのかもしれない。実は私の研究は放送大学に入る以前より研究していたテーマです。AIとは狭義では別の意味をもっていますので、あえて「脳型コンピュータ」と一線を画す題目になっています。それから東大や放送大学の管理職にいたもので研究がとまっていたましたが、また最近この分野が流行りだしたので、この分野は研究が遅々たるスピードで進んでいないので、今さらではありますが研究にもどり頑張れは追いつくのではないかと思います。

「脳型コンピュータ」についてのアウトラインですが、1. AIとは、2. 脳型コンピュータとは、3. パターン認識/変換、4. 自己組織化とDeep Learning、5. 未解決問題、Singularity となります。

### 1. AIとは

AIには広義のAIと狭義のふたつのAIがあります。今世の中でAIと言っているのは広義のAIであります。この中には、狭義の人工知能と今日話をする脳型コンピュータのふたつ混ざっている。今はやっているのは、脳型コンピュータのせいで広義のAIが流行っている。この分野の要望を話すると最初はArtificial Brain(人工頭脳)がはやります。昔しディジタル回路で脳が作れるのではないかということでしたが、コンピュータの実現でやれることがよくわかってきたので、この用語が使われなくなった。その次できてきたのがArtificial Intelligence(人工知能)でして、プログラムを使って人間の行う作業ができないか? 入力と出力さえつじつまがあえば中はどんな処理をしてもよいのではないかという立場? さらにNeural Networksが出てきた。神経回路と呼ばれるもので人間の頭の回路を調べてなるべくそれに忠実に調べて実現していく考え方。その後、発展させたBrain Computerにかわっていく。歴史を振りあえると1943年Neuronモデル(神経モデル)が出て、だんだん進化して、三段論法を使ったLISPが開発され、同じ年にPerceptron(神経回路系)が出た。私が学生時代に流行りだしてこれに触発されてこの分野に入った。

1980年にNeo Cognitronという概念がでた。日本人の福島さんが研究されたもの。論理型のプログラムを使って高速処理をさせようとした第五世代コンピュータが出た。86年は誤差逆伝搬法が出た。Perceptron第一ピーク、Neo Cognitron、第五世代が第二ピーク、誤差逆伝搬法が第三ピーク。現在、人工知能でChessなどで勝てるようになって注目されてきた。現在は、Deep Learning, Big Dataを使った推論が出てきて、何となく人間を凌駕できるのではというイメージが急速に流行ってきた。

人工知能と脳型コンピュータは何が違うのかというと、人工知能は人間の処理の仕組み

とは関係なく、入力と出力さえつじつまがあっていれば、間はどうやってもよいという立場の人たちのグループ、Neural Networks・脳型コンピュータは人間の脳のシミュレータという意識を持っているので、ある程度脳の仕組みを理解しないと間の仕組みを作ってはいけないと持っている人のグループ。私は後半のグループです。今はやっている AI（広義）はどちらかという、脳型コンピュータの仕組みを使って実験されている。

## 2. 脳型コンピュータ

脳型の大きな特徴は、中で人間の神経細胞に近いものを使って回路を構築していきませんが、人間の神経回路は刺激が多くなれば出力も強くなるという傾向がありアナログ的であることが知られている。アナログとデジタルの最大の差は、グラフのようにアナログの入力を変えていくと出力はなめらかに変わっていく。デジタルは 1 ビットの違いでもまったく違った出力でいるので、入力と出力の関係を不連続に設計できることである。一方アナログは連続的である。

何が違うかという、アナログは人間的であると思う。何かを増やせば、出力はなめらかに増えるか減るか、とんでもない答えは出てこない。デジタルはちょっとでも違うと全然違う答えが出てくる。そういう設計をする。それに対して、アナログ回路はそれを連続写像（汎化）という。それがポイントです。

したがってある入力に対して、ある出力をだせという回路を作ると、多少入力がずれてもそれに近い答えが出てくる。非常に人間的・動物的です。とんでもない答えが出る可能性はない。これは私たちとしては扱いやすいので、私はアナログが大好きです。放送大学では、もっぱらデジタルの講義をしていますが、本音はアナログが好きで人間だと理解してください。それから普通は回路は固定的な回路です。一度回路を作ってしまうと入力と出力の関係は決まっています。動作変更は再計算や再プログラムで対応します。正確であるが、設計が面倒です。一方人間の脳は可塑的です。入力と出力の対応はだんだん変わってくる。今日言った返事と明日いうことは変わってくる、ただし連続的ですから結果的にはかわりません。つまり動作の具合は変わるが、変更は楽であるが、応答が不確定である。作ってからトレーニングしようとする、どう中の構造をかえていくかというルールを発見しなくてはならない。可塑的回路は興味深いのが本当にそれでよいのかということもある。今の家電製品は全部固定回路でやっているが将来は変わっていくだろう。我々はそれに興味をもっている。

1943 年に McCulloch & Pitts という二人が Neuron モデルを作った。実際の神経の細胞がやっていることと同じようなことをさせている。出力は前の影響を必ず受ける仕組みで、その受け方は結合度の強弱によって決まる。しかも、出力は入力の重み付けの総和でできる。

さらに出力は入力に対し無限的ではなく飽和的なレスポンスをすることを、二人が言った。これで数学的なモデルができて今後も使っていく。結合度は少しずつ変わっていくが、どう変わるかは不明であり、それぞれ限らない提案がされている。そのなかで、我々は一番使えそうなものを使っている。

さて、我々は脳を参考にして研究していく立場をとりますので、人間の中にありそうな構造を探していかなければいけない。この図は人間の脊髄のイメージ図です。脊髄は背骨の中にあるパイプです。パイプの中に神経のかたまりがふたつあって、右側と左側とあってゆるく途中で結合している。これが基本です。それが、背骨毎に体節構造を作っていて、

そこから出力がでて、そこに外からの信号が入ってくる。構造の積み重ねとなっている。

簡単にいうとダルマ倒しの輪切りの木みたいなものと思ってもらえばよい。皮膚感覚が入力として入ってきて、出力には運動神経（筋肉）につながるような構造をしている。この蝶々のような図の上側がお腹側で下側が背中側とってください。ほぼ、後ろ側から入力が入って前に出力がでていくような構造。

まず脊髄の発達でなにが起きているかということ、背中側を後角、お腹側を前角という。感覚器から来た刺激は後角に入り、神経で中継され前角で筋肉に伝わる構造。三層構造とっている。これが基本回路です。これで何ができるかということを入力を刺激すると筋肉が動くというレスポンスが起きるわけだから、反射が起きる反応をこの回路だけで作れることが分かっている。この回路は後ろから入って前に抜けていくので一方向的なになっている。若干の伝達遅延はあるが、必ず一定の時間で出力が出て、入力がないと出力はなくなってしまう。自動的な回路がこれで作れることが分かっている。

実はそうではないものもある。リカレントという言葉をつかっているが、実際に脊髄を調べてみると、前角から後角へ結合が行っているものがかなりある。数 10%が反対向きに動くことが次第にわかってきた。これは何かということ、我々回路屋からみると信号は行ったり来たりできると思える。リズム的なものを作ることができる。一度刺激する何度も信号がはじき飛んで、前の筋肉を刺激することができる。実際猫で脳がない細胞を刺激すると、ちゃんとリズムに乗って動く。よくトレーニングマシンを使うような足の動きをしてくれる。こういう回路をリカレントという。人間にとって重要であることがわかる。

図に書くと、普通は感覚器から効果器に行く一方向だが、一部後ろのほうにつながることがわかる。さらに縦方向の体節間の結合も見られる。多段に対するリカレントも発生し、手が動くと足が動くというような連動したようなこともできる。

### 3. パターン認識/変換

パターン認識はこれから結構重要です。今、AI で碁に勝てるかという話と関連している。まず、一方向性の回路を作る。リカレントが起きないようにしてある。

最初に Neural Networks に着目した人たちは、コンピュータで二次元の処理が簡単にできるのではと考えたが、それがパターン認識に対する期待であったが、一番苦手なことだった。当時のコンピュータでは膨大なプログラム量になるので、容易にできなかった。アナログ回路では重み付けと合計する回路で簡単にできてしまうので、パターン認識に対する期待であった。日本がやった最初第五世代の時にもパターン認識ができないかというのが最大の焦点だった。まず簡単に二層回路で何ができるかを調べた。このころに一次のブームを作った Perceptron 概念ができたが、単純 Perceptron といって、入力と出力の間には合計して出力するだけでどれだけのことができるかを調べたら、大したことしできないことがわかった。単純なことしかできないので限界があった。(線形分離の区別)

次に多層 Perceptron を作った。問題はトレーニングできるかであった。無駄な回路がものすごく多くなるので、第一次 Perceptron ブームは終わった。

次にもっと効率的パターン認識をやる方法はないかとして、誤差逆伝搬法 (BP) がでた。結構うまくいったが、収束が遅い、十分学習しないうちに停留してしまうことで、第二次ピークの終焉につながった。

ある入力を入れたら出力はこうなってほしいという手本に近づけるが限界があった。それが解決したのがごく最近であった。実際の教育ではありえない手法で不自然である。(最

適な方法を教えない) もっと器用な方法で覚えているはずだが。私は好きではないが、今の AI ブームを作っていることを理解してほしい。

実際人間の小脳でお手本が使われているという仮説がある。ただし、お手本は第三者がやるのではなく、自分で作りながらそれに合わせてやるので、最初はどううまくできないが、一度作ってしまうと、急速にお手本回路を作って習熟することが分かっている。一般的な脳のつくりとしては問題がある。

#### 4. 自己組織化と Deep Learning

次は Deep Learning についてです。NHK の研究所の福島先生が言い出したもので、視覚に関心を持たれたものです。10 段とか 20 段とかの多段の回路をどうやるかというときに使ったもので、これは実際の人間の生理現象に近く、最初の段は網膜で次は脳の視覚野、その次は、視覚野の次のレイヤというように、実際の人間が数段使っていることが分かっているので、それを手本にして作ったものです。その中でいろいろなことが分かっていて、人間の神経細胞はわりと並行して回路がつながっている。大体その近傍につながる性質がある。脳の入力と出力の深いレベルにあるものをどうやって教育するのかというこは、実際には生理現象にもとづいて決めた。相関学習と競合学習とは、興奮しているものどおしの結合が強化する方法を取り入れる。興奮している細胞は近傍の西郷の興奮を抑制することが分かっている。それを使って回路を作っていくと多段でも自動的に回路ができていくというのが福島先生の考えである。ただし、入力を与えて、出力がどの細胞ができるかについては、わからない。それでもなんとか使える。ただあるパターンを見せると同じ細胞が光るようになるという回路は作れる。約 10 年前にこの話はほぼ終わったが、近年、福島先生は、このときに入力を移動したときも興奮するようにしようと Geo-Cognition を作りとして活躍されていたが、最近再発掘された。ポイントは、自己組織化と呼ばれる方式で、お手本はない。勝手にできていくタイプ。基には使えない。そこで、最近アメリカの若い人が言い出した Constructional NN。基本は今の Geo-Cognition に似ているが、結合度の調整に福島さんが言っていたふたつの関係を使うがそれ以外は BP を使うことにした。そうするとお手本学習も半分できる。深いところはオートマチックに作るけど最終出力はきちんと BP 法で、自分の期待する出力をさせることができる。こうすると、途中で収束が止まってしまうことが起きづらくなる。かなり複雑なパターン認識ができることが分かってきた。彼らはプログラムを公開して、だれでも使えるようにした。それが今回のブームの一つになり、その例が基です。いろんなところに応用が見えてきたのが第三次 AI ブームが出た。

#### 5. 未解決問題、Singularity

何があるか。Singularity とは、2045 年に計算機の知的能力が人間を凌駕するという想定。その予測の最大は、今のブレインコンピュータ的手法、AI 的手法がこのころには凌駕するのではということ。ただ私は懐疑的である。まだリカレントもできていない回路で人間が凌駕できるのかと思う。それにしても現在の広義の AI でできることが少なすぎる。最大の理由は人間の知的処理、高度な処理能力の仕方がまったくわからないこと。特に学習法が分からない、BP などの計算をしているとは思えない。もっと簡単な方法でしていると思う。

さらに中で入力が行ったり来たりしているリカレントの回路なんて未着手に近い。私は

何にもできていない。私は Singularity に関しては後ろ向きで、こんな簡単にはできないと思っている。何がいままでできるようになったかという、パターン認識はものすごく進化した。完成形に近い。パターン変換できるような作業しか今のコンピュータには期待できない。碁が一番見世物になる。音声認識、文字認識、Chess、将棋、囲碁、試験など。人間の脳の機能はどれくらいあるか。多くのファクターがあるが、今できるのはパターン認識くらいでほとんどできていない。私のテーマはここから先で、いまだに研究ができるのは、この分野は難しすぎるから誰も手を付けないで止まっているから。新しい学習則を探すこと。どんな動作や応答の獲得にも適用できる一般的な原理を探す。リカレントでも動作する。局所的な判断で、局所的な学習。それでいて大局的にもうまく適応できる。群生、共生。それを探せないかと考えている。

まず、生物の脳は何を目的に成長するのかという、まず危険回避。ある程度の刺激を求める傾向がある。適温の環境を探すミドリムシの研究で非常に簡単なルールでやっている。良い結合度が見つかったら、それを使って捕食、摂食ができないといけない。私の実験は人間を人工環境に置いて反応を見る。人間がレバーを押すと PC を経由して刺激がいく、その刺激を見て PC の押し方をどう変えていくかというようなもの。結果は入力とか出力には最適レベルがあることが分かる。各神経の結合度が同じ戦略をとっているとすれば、全体でも同じ戦略をとるのではというのが私の考え方。信号の平均は中庸がよい。変動幅も中庸がよい。時々飽和しないと非線形処理ができない。まだ人間の脳は遠いが少しずつ先が見えてきた。

私が言い出したのは中庸主義という方法で、少なくとも危険回避反射回路、多段パターン認識、運動系についてはずいぶん改善ができたが、まだ、学習のスピードがのろいので問題である。自発運動、蠕動、はできるようになった。

結論として、Artificial Brain, AI, Brain Computer, NN の関係話を話した。私がなぜアナログにこだわったか、生理学的知見を少し紹介した、今までのモデルの紹介、現在の AI ブームは何か、学習方法の紹介、そこでまだ簡単には Singularity は起きないとして、自分の研究方法を紹介して何ができるかを話した。まだ前途多難であるが道は開けつつある。決して 2045 年には変わらないと確信を持っています。 (文責・石川直樹)