

講演 AIブームとコンピューター支援診断 (CAD)

—現状と歯科領域での将来

昭和大学歯学部口腔病態診断科学講座歯科放射線医学部門

荒木和之

第65回昭和大学学生会総会 教育講演②

2018年12月1日 15:15～15:40 昭和大学1号館7階講堂

○司会 2席を始めさせていただきます。続きまして、昭和大学歯学部口腔病態診断科学講座歯科放射線医学部門教授 荒木和之先生から、「AIブームとコンピューター支援診断 (CAD) —現状と歯科領域での将来」につきまして、お話をさせていただきます。座長は昭和大学学生会副会長 宮崎 隆先生、お願いいたします。

○宮崎 それでは荒木和之先生の講演を始めさせていただきます。荒木先生は1986年に九州大学の大学院をご卒業されまして、九州大学、長崎大学を経て、1996年から本学の准教授を務め、2017年に教授に昇任しております。本日はAIブームとコンピューター支援診断の放射線領域から歯科領域の将来のお話が承れると思っております。どうぞよろしくお願いいたします。

○荒木 みなさんこんにちは。それから宮崎先生、過分なご紹介どうもありがとうございます。また、今日このような貴重な発表の機会を与えていただきました関係のみなさまに、心からお礼申し上げます。

今日は、「AIブームとコンピューター支援診断」ということで発表させていただきます。私はニューラルネットワークの画像診断への応用というのを、すこしかじっておりましたのでそういうのを含めて、また、AIの概説を含めてお話させていただいて、何か少しでもみなさまのこれからの研究に役立つような情報が入っていればと思っております。

今日の内容ですけど、最初はこのAIとは、として簡単な用語の説明。それから、AIの発達史。それからニューラルネットワークとディープラーニングについて話したいと思います。

最初に、AI人工知能、それから機械学習、ニュー

ラルネットワーク、深層学習、最近はこのような言葉をよく耳にすることが多いのではないかと思います。これはその包含関係を示した模式図です。AIというのが一番広い範囲を指しておりまして、ディープラーニングが一番狭い範囲になります。AIとは、と言い出すと、これは研究する人によって、微妙に定義が違っておりまして、なかなか理解が難しい所もあるのですが、ここでは人間並みの知的な処理をコンピューター上で実現するというぐらいの、ごく大まかな定義のほうがわかりやすい気がします。

そのAIの中で機械学習という言葉があります。収集したデータに基づいて、AI自身のモデルがうまくいくように学習して、良いパフォーマンスができるようにする仕組み全体を機械学習と言います。その機械学習の方法には、さまざまな方法があるのですが、そのうちの一つがニューラルネットワークというものです。これは生体のニューロンを模したユニットをコンピューター上に作り上げて、それを組み合わせて知的な処理を行えるようにしようという方法です。

ディープラーニングというのは、このニューラルネットワークの一つで、多層のニューラルネットワークで、大量のデータを使って学習を行う方法です。

次に、AIの発達史について少しお話をさせていただきます。AIはこれまで3回、現在を含めて3回のブームがあります。最初は1950年から60年代頃、AIの黎明期です。AIという言葉が最初に使われたのは、1956年のダートマス会議でと言われております。この時代は推論と探索の時代とも言われておりまして、ルールとゴールが明確に決められて

いるゲーム、例えば迷路を解くとか、そういうことがコンピューターでできるようになった時代です。また、後半に話しますニューラルネットワークの基になるようなパーセプトロンの概念がこの時代に発表されております。

この推論と探索の時代ですが、結局適応範囲は、ルールとかゴールが厳密に決まっている、フレーム(枠組み)がきちっと決まっている、そういう時に初めてコンピューターが働いてくれるものです。実際の現実世界では、ルールとかあまりハッキリしないことも多いし、ゴールが曖昧なことも多い。だから、なかなか現実的な世界では使えないということで、AIに対する熱は急速に冷めて、1回目の冬の時代に入りました。

2回目のブームですけど、これは1970年から90年代の初めぐらいまでの間です。この時代は、コンピューターで論理的判断ができるようになった、if then else という表現をコンピューターではよく使うのですが、もしAという条件が成り立つならば、それはBである、そうでなければCであるという、三段論法的なことです。こういうロジックで、人の知識とかルールを全部現していければ、人間のやっていることは全てコンピューターで表現できるという考え方で成り立つものです。

そのロジックを利用したものの一つに、エキスパートシステムというのがあるのですが、これは専門家がいろいろ考えていく、その専門家の知識とかルールを、if then else のロジックで全部コンピューター上に表現したら、複雑な問題も全部解けるのではないかという考え方で発達してきたものです。

MYCIN っていうのは、この時代の有名なエキスパートシステムの一つで、スタンフォード大が開発した、感染症の診断・治療を支援するシステムです。これ自身は、500個ぐらいの知識データベースしか持っていないと言われていました。医師がいくつかの質問に Yes とか No とか答えていくことで、考えられる感染源、細菌の種類と、適切な治療法をリストとして提出してくれました。この時は、感染症の専門家でない医師よりも良い診断結果を出していましたが、専門家と比べると診断能力が落ちていたということでした。

じゃあ、専門家と同じようにするにはどうするかというと、専門家のあらゆる知識を教え込む必要が

出て来ます。診断とかしていく時に、あらゆる知識が全てルールに従ってやっているかっていうのは難しい所があります。あらゆる知識を教え込もうとしていくと、矛盾したルールみたいに見えることもあります。コンピューターはそういうことを許しませんから、矛盾したルールがあると、そこで止まってしまう。また、教えていない例外事象が出てきたら、全然対処できません。

結局の所、第一次ブームの時よりも、対応はより広い範囲に進んではきましたが、やはり明確なルールとかゴールが無いと対処できないという欠点がありました。

そのため、2000年代のちょっと前ぐらいから2回目の冬の時代に入っていきます。ニューラルネットワークはこの時代はそれほど注目されてなかったのですが、少しずつ改良が進んでいます。

3回目のAIのブームは2005年ぐらいからと言われております。ほぼ現在までに至っています。これは最初にお話した機械学習とディープラーニングが再度人気を博してきているという時代が現在です。

これはどちらも、機械学習もディープラーニングも、コンピューター自身に何か判断とかさせようとする時、その時に存在する法則を学習させることで、AIの判断能力を高めようとする方法です。ただ、人工知能の専門家にしますと、フレーム問題はまだまだ完全には解決していないんじゃないかという意見もかなりあります。

最後の項目、ニューラルネットワークとディープラーニングになります。これ、私が少し行ってきたことを含めて解説させていただきたいと思います。

ニューラルネットワークですが、人のニューロンに相当するニューロンとかユニットとか呼ばれるものを層状に、入力層、隠れ層、出力層というような形で層状に組み合わせて、入力層にデータを入力して、出力層から正しい結果を取り出すというふうを考えられたシステムです。入力層は1層で、隠れ層は通常1～3層ぐらい、出力層は1層になっています。ユニットの数は任意になります。学習を繰り返して、望ましい出力が得られるように隠れ層の層の数とか、各ユニットの数とかを調整していくということを行います。

このスライドは1個のユニットの拡大図です。入力から出力の信号の流れはスライド向かって左から

右に行く形になります。前の段のユニットの出力 X_1 から X_n までは重みを掛け合わせて該当のユニットに入力されます。さらに予め指定したしきい値を引いてこれに伝達関数の処理を行ってから出力され次のユニットに伝わります。

伝達関数は、2000年ぐらいまでは、シグモイド関数がよく使われていたのですが、最近はレクテイファイドリニアユニット関数がよく使われております。これはその模式図です。青がシグモイド関数で、入力値が大きくなってきた時に傾きがゼロに近づいてしまい学習が収束しなくなりやすい。赤い線はレクテイファイドリニアユニット関数で、入力値が大きくなってても勾配がゼロにならないので、学習がうまく進んでいくとされています。

結果がわかっているデータをを入力させて、結合荷重とかを修正していく作業のことをニューラルネットワークにおける学習と言います。

これはその模式図になりますが、教師信号を入力し判定して出力が得られます。それと、望まれる出力との誤差を求めて、この誤差ができるだけ小さくなるように出力層から、逆に入力層に向かって信号を伝えながら、重み係数を修正していく作業がニューラルネットワークの学習になります。

実際は、この一つの構造のニューラルネットワークの学習だけではなくて、隠れ層の、例えば数とか、そういうネットワーク全体の構造も変えて、最も良い出力値、すなわち誤差が最も少なくなるように学習を進めていきます。

私どもは、このニューラルネットワークの画像診断への応用ということで、頸部リンパ節転移の診断、耳下腺部の腫脹性病変の診断、う蝕の画像診断などを検討してまいりました。今日はこの頸部リンパ節転移の診断について、少しだけお話させていただきます。

対象としたのは、口腔扁平上皮癌 80 名。リンパ節としては 1,100 個です。転移有が 100 個で転移無しが 1,000 個でした。これを 2 つに分けて、教師信号とテスト信号としてネットワークの学習とその精度検討を行いました。画像としては超音波画像を用いております。

スライドは、超音波画像の例とニューラルネットに入力した所見を示しております。リンパ門があるかないかで、この症例だとリンパ門はない。内部エ

コーの状態はこの症例だと中間。短径の実測値、この症例だと 9 mm です。それから長径と短径の比率長短径比は、2.1。これらを画像の所見として入力しました。

ニューラルネットワークの全体として使ったのは、先ほどの画像の所見 4 つに加えて、原発巣の大きさ、原発部位、リンパ節の位置の 7 つの項目を入力層に入力しました。そのため入力層のユニット層を 7 つもつニューラルネットワークを構築しました。

その結果を示します。最も成績が良かったニューラルネットワークは入力層に加えて、隠れ層が 3 層と出力層という構造です。判定を行ったところ、経験の浅い、経験 5 年未満の読影者とセンシビリティはほぼ一緒で、スペシフィシティとアキュレイシィが良いという結果になりました。ただ残念ながら、経験 5 年以上のベテランの読影者と比べると有意差は出ませんでした。

限定的ではありますが、ニューラルネットワークも診断のサポートには使えるかなという結果になりました。ただ、大きな問題としては画像を 1 回人間が見ないといけないと。そういうことがあって、臨床応用には行きませんでした。

この 2000 年頃までのニューラルネットワークだと、先ほどお見せしました超音波のネットワーク診断と同様に、コンピューターのハードウェアの限界があり、画像を直接入力することができない、読影者が所見を 1 回判断してそれからネットワークが判定していくという形になります。画像を直接入力して、それをそのまま特徴を取り出せば一番良い形です。

それから、隠れ層が最大 3 層ぐらいと、中間層がすごく単純なので非線形分離はなかなかうまくいかない。それから、私どもでも 1,000 個ぐらいしかリンパ節なかったですけど、データが少ないので、例外のあるものが多いという問題点がありました。これらをディープラーニングは改善していると言われております。

それでは、ディープラーニングはどんなものかというのを、次の 2 つで説明させていただきます。これは、元々 1979 年に福島先生らが発表したネオコグニトロン の発展形と言われております。コンピューターのパワーが向上して、複雑なネットワークの構造をしても学習とかが可能になった。それか

ら、インターネットをはじめとして大量のデータを入手できるようになってきたという事で、可能になってきたとされております。

ディープラーニングの画期的な出来事としては、画像認識コンペ、数万の画像を見せてそこに何が映っているか、例えば猫が映っているとか、犬が映っているかというのを判定させるのですが、その2012年のコンペでディープラーニングを使っているネットワークが他の方式と比べて極端に良い値を出したという事で一気に注目されました。それ以外にもIBMのワトソンがテレビのクイズ番組で優勝したり、アルファ碁が碁の世界チャンピオンに勝ったりして世間の注目を一気に集めております。

ディープラーニングのもう少し突っ込んだ構造を見ますと、これはその1例で畳み込みニューラルネットワークと言います。その構造を例に説明させていただきます。

これは最初のニューラルネットと同様に入力層と出力層があります。その間に複数の畳み込み層、プーリング層がいくつも組み合わさっています。畳み込み層というのは、画像の一部分を拡大して、その中にある特徴例を取り出します。それをプーリング層で圧縮することでその特徴量を抽象化する。このような処理を何回も繰り返すことで画像の中にある特徴量を自動で抽出できるとされています。ここが昔のニューラルネットと大きく違う所です。画像を直接入力して処理することができるようになっていきます。

われわれも少し検討を始めました。まだ予備実験の段階ですが、ちょっと紹介させてください。目的としてはパノラマX線写真からう蝕とか歯周炎、あるいは根尖病巣についての診断を支援することを、ディープラーニングで行う。まだ予備実験の段階ですが、対象としてはパノラマX線写真90例、歯の本数としては約2,600本、教師用2,100本、テスト用500本で検討をしております。

今日お示しするデータはこの内の根尖病巣があるかないかという診断です。実際に約2,600本の中で、根尖病巣が無いのが約2,500本弱と、あるのが約200本弱しかなくてこのデータの偏りが結果へも影響する部分があるのではないかということがあります。

これが訓練した畳み込みニューラルネットワーク

で判定した結果です。トータルとして見ると、正診率と特異度はいいのですが、まだセンシティブティがすごく低い状態です。一番の問題は、まだデータ数が少ないことです。やっぱり歯の数として数万本になるように今分析を進めております。

最後になりますが、AIのこれからの有用な部分をまとめさせていただきます。1つには情報検索、ワトソンに見られるような、いろんな論文検索とかの部分。それから定型処理が得意ですから、特に会計処理などは電子化されたデータから可能ですから、それらの処理。それから畳み込みニューラルネットワークなどは、パターン認識が得意で、画像認識処理とかが、近い将来有効かなと思います。

ずっと先になりますと、AI自身が勝手に学習して、能力が上がっていくのではないとも言われています。いずれにしても、われわれは情報科学の専門ではないので、そういう専門家と共同で臨床での応用研究を進めていくというのが望まれているのではないかと考えております。

最後になりましたけど、今日の発表に協力いただいたみなさまに感謝いたします。ご清聴ありがとうございました。

○宮崎 荒木先生、ありがとうございました。AIの歴史、ニューラルネットワーク、またディープラーニングと、詳しいお話を承ったと思います。それでは、フロアからどなたかご質問ございませんか。はい、どうぞ。

○高橋 荒木先生、ありがとうございます。口腔リハビリテーション科の高橋ですけど、いつもいろいろ画像ではお世話になっています。先生、先ほど聞いていてちょっとわからなかったのですが、超音波のほうで、あれは、パソロジカルなファインディングとの正診率を最終的にチェックされたわけですね？

○荒木 はい、病的に確定ができたリンパ節のみ使っております。

○高橋 あと、歯のほうの根尖病巣とかは？

○荒木 まだそこまで行っていません。

○高橋 まだ行ってないのですね。それで、あと、2年目から5年目よりは良かったということを出されていましたが、なんかあの、超音波だと読影だけじゃなくて撮像のほうのレベルもあるかなという感じはすごくするんですけど、要するに、調

べる、検知する人ですね。それが若い人だと、結構あまりうまく描出できないとかあるかと思うんですけど、実際にその像を造られた方っていうのは、何年目ぐらい？

○荒木 あの実験で使ったデーターは6年目以上が撮影しました。

○高橋 そうすると、撮像に関してなんかコメントありますか。

○荒木 やっぱり、超音波って、ああいうのを作った僕が言うのもなんですけど、画像を出しながら半

分診断している所があるので、やっぱりほんとはそこまで、画像を出す所までコンピューターがサポートできるようになればいいのかと思います。

○宮崎 よろしいでしょうか。それでは時間になりましたので、荒木先生の講演を終わらせていただきます。ありがとうございました。

○司会 ありがとうございます。それでは座長から荒木先生に記念の盾を贈呈いたします。

(記念盾贈呈)