

講演7；「地震・噴火・気象災害の予測への人工知能技術の活用」

井田 喜明*, **, ***

アドバンスソフト株式会社 研究開発センター*, 東京大学 名誉教授**, 兵庫県立大学 名誉教授***

本原稿は、2018 年 7 月 12 日に東京都港区においてアドバンスソフト主催で実施した「防災シミュレーション講演会－自然災害を科学する－」において、井田名誉教授にご講演いただいた内容を、アドバンスソフトが書き起こした内容です。また、章立てに関する情報もアドバンスソフトで付加したものです。

1. はじめに

本日は防災シミュレーション講演会にご出席いただき、大変ありがとうございます。私は少し話題を変えて、自然現象の予測への人工知能技術の活用についてお話しさせていただきます。

天気予報は我々の日常生活に深く入り込んでいますが、予測される内容には満足できない部分が多々あります。地震や噴火の予測となると、予測可能な内容が社会が要求するレベルに遠いといわざるをえません。このような状況は人工知能を使えばどこまで改善できるのでしょうか。この疑問を胸に、各分野の研究の現場で何がなされているかを調べてみました。

講演は 5 つに区切ってお話しします。まず、一連のお話の準備として、人工知能技術の概要を簡単にお話しします。2 番目から 4 番目までは各論で、気象現象、噴火、地震と津波の予測に人工知能技術がどう使われているかを順に取り上げます。最後にまとめと展望でしめくくります。

2. 人工知能技術

最初は人工知能技術についてのお話です。本日は、主に自然現象の解析や予測によく使われる技

術を取り上げます。

人工知能とは何かという問いには研究者の数ほど答があるといわれています。ここでは人工知能の定義を余り難しく考えずに、学習によって能力を獲得するコンピュータのシステムであるとしても理解しておきます。本日の講演会の主題であるシミュレーションを含めて、コンピュータの動作は通常人間のつくったプログラムに完全に制御されます。それに対して、人工知能については、人間はシステムの枠組みをつくるだけで、能力は学習によって獲得されます。そこで、人工知能にとって学習は大変重要な処理になります。

学習は教師あり学習と教師なし学習に大別できます。教師あり学習は、人間が正解を教師データとしてつくっておいて、人工知能は教師データをできるだけ忠実に再現できるように学習を進めます。それに対して、教師なし学習は入力データの特徴を人工知能が自分でみつける方法です。ここでは、教師なし学習の例として、自然現象の予測にもよく使われる自己組織化写像についてお話しします。

人工知能技術の基礎として、人工ニューラルネットワークについてお話しします。人工ニューラルネットワークは英語名の略称で ANN とよぶことにします。ANN は多段階の変換システムで、入力データは入力層にまとめられ、複数の隠れ層を経由して出力層に達します。各段階の変換は前の層の変数の一次式を活性化関数で整える形でなされます。この場合には、学習は隠れ層の構成や一次変換の定数を決める処理にほかなりません。

* アドバンスソフト株式会社 研究開発センター

Research and Development Center, AdvanceSoft Corporation

** 東京大学 名誉教授

Professor Emeritus, The University of Tokyo

*** 兵庫県立大学 名誉教授

Professor Emeritus, University of Hyogo

教師なし学習の例としては、自己組織化写像についてお話しします。自己組織化写像は入力層と出力層だけから成る ANN で、任意の入力データを出力層の空間に投影します。投影は、性質の似た入力データが近くにくるとなされます。出力空間は不連続な格子状の構造をもちます。空間の次元は好きなように選べますが、よく使われるのは図示に適している 2 次元の場合です。格子点の数も任意ですが、すべての入力データが余裕をもっておさまるようにする必要があります。

図は自己組織化写像の適用例です。入力データは赤、緑、青の 3 成分で色を表現し、乱数を用いて薄い緑と薄い紫の 2 つのグループをつくっておきます。この入力データが、学習の前はばらばらに分かれていたのが、学習を済ますと、期待通りの 2 つの群に分かれる様子がみられます。

最後に、現在の人工知能技術のキーワードである深層学習について触れておきます。深層学習は隠れ層を何重にも重ねて、抽象度の高い出力を取り出す技術です。しかし、単純に層を重ねて多層化すると、ノイズが累積して意味のある出力が取り出せません。そこで、たたみこみ型、再帰型などの工夫がほどこされます。未定定数の数も膨大になりますが、コンピュータの性能が上がったので、それを決めることも可能になりました。いわば、深層学習はコンピュータ技術の進歩が総力で達成した技術であるということが出来ます。ただし、今日お話しする題材も含めて、現在自然現象の予測に使われる ANN は、ほとんどが隠れ層が二枚程度の小さなものなので、深層学習の技術は本格的には使われていません。

3. 気象現象

それでは気象現象の予測についてお話しします。

気象現象については大気運動のシミュレーションが常時なされており、天気予報はそのシミュレーションに基づいて出されます。この大気運動の計算は、流体力学的には完全流体、密度は理想気体の状態方程式、鉛直方向には静力学平衡が仮定されており、メッシュもかなり粗いものです。

さらに、太陽光の吸収、地表の摩擦、水蒸気の凝結などはパラメータ化という手法で近似的なモデルを使って計算に組み込んでいます。それに加えて、計算に使う方程式がカオスの性質をもつために、1 週間程度より先の結果は信頼できません。

このような問題のために、台風の進路予測に大きな不確定性が入ることを示す実例を図に示します。気象現象の予測にも人工知能技術が入りこむ余地があるわけです。その事例を以下に 2 つばかり取り上げます。元になる文献は、各々のスライドの上部に小さく入れておきます。

まず、サイクロンの進路予測に ANN を用いた研究例を取り上げます。サイクロンとは、インド洋周辺で発生した低気圧が発達したときにつけられる名称で、地域が違っただけで、物理現象は台風と同じものです。この研究例では隠れ層なしの ANN が使われ、現在、6 時間前、12 時間前のサイクロンの位置が入力されて、24 時間後のサイクロンの位置が出力されます。

ANN の学習には過去に発生した 131 サイクロンの軌跡から教師データがつくられました。学習に使われない最近の教師データを用いてテストした結果が図の通りです。この結果をみると、特に大きなサイクロンについて実測とよく一致しています。大きなサイクロンについての予測結果を、演繹的な計算方法も含めた他の方法の予測結果と比較しても、それよりよかったことが示されています。人工知能を用いた予測は、十分に実用に耐えるようです。

もうひとつの応用事例として、インドの降雨量を予測した例を紹介します。インドはモンスーン地域のひとつで、毎年 6 月から 9 月の時期を中心に雨季が訪れます。雨季の降雨量は農業生産大きな影響をもたらすので、予測は重要な意味をもちます。

人工知能としては隠れ層を 2 層含む ANN を用い、過去 5 年分の降雨量を入力して、翌年の降雨量を出力するものを考えます。入出力には各年の 6 月から 9 月の月別の降雨量と雨季全体の降雨量

を用います。学習には 1960 年以前のデータを、テストにはそれ以後のデータを用いました。図は雨季全体の降雨量に対するテストの結果です。この結果は、実測と比べてみるとかなり満足できるものです。この例題からは、カオスのために大気運動の計算からは予測できない現象についても、人工知能技術は適用できることが確認できます。

ここで、気象現象への人工知能技術の活用についてまとめます。天気予報などの気象現象の予測は、大気運動の計算にパラメータ化を組み合わせられています。パラメータ化の不正確さやカオスのために限界があります。人工知能技術は、この限界が顕著に表れる現象ごとに個別に適用して、演繹的な予測を補うように使うことができると考えられます。

4. 噴火現象

次に、噴火現象への人工知能技術の活用についてお話しします。

噴火現象の予測には、シミュレーションを用いた演繹的な予測ができませんから、人工知能技術の活用が気象現象以上に重要視されます。人工知能の学習には、過去の噴火記録や噴火前の観測データが用いられます。

人工知能技術の最初の適用例は、イタリアのベスビオ山を対象にした噴火規模の予測です。火山学では、噴火規模は 9 段階の火山爆発指数 VEI でしばしば表現されます。火山爆発指数は通常整数値をとりますが、ここでは噴火記録を精査して、噴火規模は年ごとに 0.25 単位の火山爆発指数で表現します。噴火がない年は噴火規模を 0 とします。こうして、噴火規模の時系列が得られ、それが教師データになります。

人工知能としては ANN が使われ、過去 M 年間の噴火規模が入力されて、その後の M 年分の噴火規模の予測値が出力されます。期間 M としては 20 年が最適だったと書かれています。ANN には 10 個のニューロンをもつ隠れ層 1 層が含まれます。



図 1 井田名誉教授ご講演風景（その 1）

図は学習に用いられた教師データと学習の成果として得られた予測結果です。ANN はこのデータにフィットするように最適化されたわけですが、ANN の出力は必ずしも元データをうまく再現していません。間欠的な現象の予測は簡単ではなさそうです。しかし、活動期や静穏期などの噴火活動の変遷はおおまかに表現しているようにみえます。

次の例は、イタリアのエトナ山を対象にして行った噴火タイプの予測です。エトナ山は富士山に似た大型な成層火山で、噴火は山頂の既存の火口から起こることも、山腹に新しい割れ目をつくって起こることもあります。現在得られる情報を使って次の噴火が山頂で起こるのか、山腹で起こるのか、それとも起こらないのかを予測しようと試みたのです。

対象となる時期を一定の日数をもつ区間に分け、学習とテストに使う区間として山頂噴火を含むもの、山腹噴火を含むもの、噴火を含まないものを準備します。各区間の入力データとしては 2 つの情報が使われます。ひとつは、直前の山頂噴火と山腹噴火が何日前に起きてどのくらいの噴出物量を出したかです。もうひとつは、火山の各領域と全体で区間内に火山性地震がいくつ起き、

最大マグニチュードがいくつだったかです。出力は、山頂噴火が起こる S、山腹噴火が起こる L、噴火が起こらない N のいずれかです。

ANN には、入力層と出力層に加えて、さらに隠れ層が 2 層おかれまして。テスト用に用いた 21 区間について、ANN による予測結果を実際に起きたことと比較したのが図です。この結果をみると、山頂噴火が起こるという予測は、多くの場合に当たっていますが、山腹噴火が起こるか、噴火が起こらないかは、予測が余り当たりません。

この予測結果を受けて、入力データを自己組織化写像で 2 次元の六角格子上に投影したのが次の図です。この図をみると、山頂噴火を予測した入力データはまとめてクラスターをつくる傾向が強いのに、山腹噴火が起こると予測した入力データと噴火が起こらないと予測した入力データは混在して分離しません。このことから、この入力データは山頂噴火を予測する情報はもつが、山腹噴火を噴火なしと区別する情報はもたないと結論づけられました。

噴火についての解析結果をもうひとつお話しします。ニュージーランドのルアペフ火山で、水蒸気噴火の前に火山性微動のタイプが変化したという研究事例です。問題とする時間帯には、連続的な火山性微動が起きていました。その記録を 10 秒の時間間隔で区分して、各々の区間で振動のスペクトルをとります。そのスペクトルを入力データとして、それを自己組織化写像にかけます。図は投影結果で、この投影に基づいて火山性微動を 1、2、3 の 3 タイプに分けます。それぞれのタイプの代表的なスペクトルを次のスライドの下部に示します。

実際にどのようにタイプの変遷があったかは、上の図に示します。この図は 2006 年 10 月 4 日の地震記録の上に火山性微動のタイプを色で区別して重ね書きしたものです。9 時 24 分ころに鋭い振動がみられますが、これが水蒸気噴火に伴う振動です。この水蒸気噴火の前はタイプ 2 の火山性微動が卓越していました。ところが、水蒸気噴火の 1 分ほど前から火山性微動のタイプが突然

3 に変わって噴火を迎えました。噴火の直前に火山性微動のタイプの変化したのです。

以上の解析結果を踏まえて、噴火予測への人工知能技術の活用についてまとめてみます。まず、過去の噴火記録を人工知能に学習させて、噴火の発生や噴火の性質が予測できることが分かりました。同様に、火山性地震や火山性微動などの観測データも噴火の予測に使えます。

現在の噴火予知は、噴火履歴、前兆現象、火山の構造などを人間が総合的に判断して行っていますが、その役割は人工知能に任せることができないでしょうか。その利点はいくつかあります。まず、人工知能は人間よりずっと膨大な題材を学習することができます。ひとたび学習を済ませて予測システムが構築できたら、人工知能はずっと迅速に客観的な判断を下すことができます。ただ、日本の火山の多くは噴火事例が多くないので、人工知能が学習する題材は準備するのが大変かもしれません。

5. 地震現象

最後に地震と津波の予測について考えます。

地震学の分野でも、地震の分類、地震波形上で P 波や S 波の自動検出、地震波の速度構造の解析などに人工知能技術は活用されているのですが、地震の発生過程や発生予測に人工知能技術を適用した研究は多くありません。ここでは摩擦実験で地震とみなすすべりを予測した結果についてお話しします。

摩擦実験は、面で接する 2 つの岩石片にせん断力を加えてすべらせる実験です。面を境に、岩石片はなめらかにすべることもありますが、条件によっては、すべりと固着が繰り返されてガタガタと不連続にすべることもあります。固着をおいて間欠的に起こるすべりを地震になぞらえ、それが発生する時間を予測しようとするのです。

すべりとすべりの間に存在する固着の状態でも、応力の蓄積のために岩石の内部では微小破壊が発生しています。あらかじめ岩石の表面に水晶

などでできた圧電素子を張り付けておけば、微小破壊が発生するときの音波は電気信号に変換されて、音響データとして保存できます。この音響データを人工知能に入力するのです。

実際には、時間を等間隔の区間に分割し、各区間で音響データの平均、分散、高次のモーメントなどの統計量を計算して、それを人工知能への入力データとします。出力は次のすべりが起こるまでの時間です。これは実験から得られますから、入力データと組み合わせて教師データがつけられます。

ここでは人工知能技術としてランダムフォレスト法を用いて、学習によって 1000 本の決定木がつけられました。図は人工知能による予測を実測と比較したテストの結果です。予測と実測はかなりよく合っています。この事実に基づいて、自然界に起こる大きな地震についても、小さな地震を解析すれば予測できるのではないかと示唆されます。しかし、自然界の地震と摩擦実験で地震とみなすすべりの間にはいくつか重要な違いがあるので、同様な方法で地震予知ができると簡単には楽観視できないようです。

地震予知の現状は、カリフォルニアのパークフィールドで地震予知の実験に失敗した頃から、世界中に悲観的なムードがただよっています。日本でも、1995 年の阪神淡路大震災の予知に失敗してから、地震への対応方法が多くの点で転換され、地震は確率的に予測する方向に方針が変わりました。それでも、従来の方式に沿って地震の発生を断定的に予知することに意欲をもつ地震学研究者は少なくありません。

この背景のもとに、人工知能に何が期待できるかを考えます。人工知能を用いた地震予知に熱心なのは電磁気学的な手法を適用しようとする研究者ですが、実際の状況は前兆現象の有無などの初歩的な段階にとどまっているようです。地震予知の本道は、やはり地震や地殻変動の観測にあると考えられます。

日本では、地震と地殻変動は国家事業として観測が実施されており、列島にはりめぐらした稠密

な常時観測網でデータがとられ、研究者が誰でも使える形で保存されています。実際には、膨大なデータのほんの一部が研究に使われるだけで、大部分はただ保存されるだけです。このデータは人間が全部みることはほとんど不可能ですが、人工知能なら、適当な学習方法を決めれば、ほとんどを学習に使うことができます。人工知能の学習によって、地震予知の手がかりになる情報が特徴量として取り出せれば、地震予知に新しい可能性が開けるかもしれません。

6. 津波

次に津波の予測に話題を移します。津波は池に小石を投げ込んだときに生ずる波紋のように、水面の擾乱が重力の効果で横に伝わる現象です。地震によって発生する津波のように、水平方向の広がりが増えるほど水深に比べて十分に大きい場合には、津波の伝播は浅水波理論で扱われ、波動方程式と似た方程式に支配されます。この考えに立って、津波の伝播は海の水深の分布からかなり正確に計算できます。

しかし、この計算方法は津波発生時に警戒を呼び掛けるために出される予報には使われません。その主な理由はふたつあります。ひとつは、計算に時間がかかりすぎて、陸の近傍で起きた津波の予測に間に合わないこと、もうひとつは、計算の初期条件となる海面の擾乱の分布が地震発生直後には定まらないことです。

このような事情があるので、気象庁は津波の予報を独特な方法で出しています。具体的には、海域で地震が発生して震源が浅い場合には、津波の発生に警戒すべきという情報がまず出されます。津波の到達時刻や高さについては、過去の実例やシミュレーションに基づいてつくっておいたデータベースから、今起きた地震に最も近い事例を探し出して、それに基づいて予測されます。

津波計算が予報に使われない理由のうちで、計算時間がかかりすぎるという問題は、ANN などの人工知能技術を用いて回避できます。それを考える参考例としてアルファ碁という碁をうつ人工知能を取り上げましょう。



図 2 井田名誉教授ご講演風景（その 2）

アルファ碁は 40 層程度の ANN ですが、世界で最強の棋士を負かしたことで最近話題になりました。このシステムは、モンテカルロ木探索のシミュレーションで次の打ち手の良否を判断します。しかし、このシミュレーションは大変時間がかかるので、それをしながら人間と碁を指すわけにはいきません。そこで、シミュレーションはアルファ碁の学習に用い、得られた ANN のシステムが対局に使われるのです。

津波の予測も同じようにやればよいわけで、さまざまな条件にわたるシミュレーションをじっくりと時間をかけてやって、その結果を人工知能の学習に用いればよいのです。そうやってつくっておいた予測システムを、津波発生時の予報に使うわけです。

津波の擾乱の初期条件が決まらないという問題は、海溝沿いのプレート間地震のように津波の原因が陸のすぐ近くで起きた場合は困った問題になります。断層の広がりによっては、震源から予測されるよりずっと早く津波が陸を襲うかもしれないからです。この問題を回避すべく、わが国では、津波の到来を陸に到達する前に海洋でとらえるための観測網の建設が進んでいます。たとえば、海底ケーブルに圧力計を設置すれば、真上を通る津波を検知することができます。

海洋の津波観測網を加えて津波予測システム

をつくる場合にも、人工知能の学習にシミュレーションを使う方法は有効です。新しく建設された津波観測網は津波を実際に観測した実績がありませんが、シミュレーションを使えばどんな観測がかかるかを予測できるからです。

7. まとめ

最後に講演をまとめ、今後の展望をします。

講演では、気象現象、噴火、地震の予測に比較的単純な人工知能技術が応用され、興味深い結果がいろいろと得られることをみてきました。

今後の展望としては、気象現象については、大気運動の計算を補足する形で、予測に問題が問題のある現象に個別に人工知能技術を適用するのがよいでしょう。噴火の予測には、各種の現象への適用に加えて、噴火を総合的に予測するシステムの構築を試みたらどうかと提案します。地震については、地震と地殻変動の膨大なデータを人工知能が学習して、予知に役立つ特徴量を見出すことを期待します。津波については学習材料にシミュレーションを活用して、精度の高い予測システムをつくることが望まれます。

なお、IBM は自社製の人工知能ワトソンを用いて地震予知や噴火予知に乗り出す意向を示しましたから、人工知能の専門家が今後本格的に予知に乗り出してくるかもしれません。

拙いお話に、ご静聴ありがとうございました。

※ 当原稿は、井田名誉教授のご講演をもとに、アドバンスソフトが構成したものです。写真は、ご講演当日の写真です。

※ スライド資料をアドバンスソフトの HP シミュレーション図書館に公開しております。本稿とスライドは、ひとつの段落がひとつのスライドに対応しておりますので、ダウンロードの上、本稿をみていただければより詳細な情報となります。

http://www.advancesoft.jp/support/download/28simlib_seminar_20180712_all.html