

サイエンスがもたらす コグニティブ時代のソリューション

いかにして動的ボルツマンマシンは実世界の課題を解くか

「動的ボルツマンマシン」は、IBM東京基礎研究所で生み出された科学的な成果です。本稿では、この動的ボルツマンマシンが実世界においてどのような意義があるのかを簡単に説明します。また、動的ボルツマンマシンという科学的な成果が、どのようにして実世界における価値に変わっていくのかを身近に感じていただくために、3つの具体的な応用例、「時系列データにおける異常検知の事例」「産業用ロボットに職人技を学習させた事例」「IoTデバイスに知能を持たせた事例」を紹介します。

1. はじめに

ここ数年、「人工知能」という言葉をさまざまなところで目にするようになりました。学術的な用語がこれほどまでにいるいるな場面で見られることはほとんどなく、人工知能に対する社会の期待の高さを感じます。さまざまな見解があるとは思いますが、近年の人工知能の盛り上がりの契機の一つは、2011年にIBM Watson(以下、Watson)が人間のクイズチャンピオンに勝利したことだと言うこともできます。WatsonはIBM基礎研究部門で生み出された技術で、人工知能技術の一つの到達点として科学の歴史を刻みました。当初はクイズに答えることしかできなかったWatsonですが、その後、実世界におけるさまざまな課題の解決に応用されているのはご存じのと

おりです。IBM基礎研究部門の役割は、基礎研究をすることで科学技術の進歩に貢献することだけではありません。科学の成果を実世界における価値に変えていくこともまた重要な使命です。Watsonは科学の力を実世界における価値に変えた最たる例と言えます。

動的ボルツマンマシンは、IBM東京基礎研究所で生まれた人工知能技術です。生物の脳が学習する仕組みに着想を得て、高度な数学を駆使することで生み出された動的ボルツマンマシンは、その科学的な意義深さが評価を受けてNature社のオンライン誌に掲載され[1]、さまざまなメディアにも取り上げられました。この技術の価値は、科学的に意義深だけでなく、実世界のさまざまな課題解決に応用できる点にもあります。技術的な詳細説明は本号の技術解説「拡がる人工ニューラル・ネッ

トワークの可能性」(34ページを参照)[2]に譲るとして、本稿では動的ボルツマンマシンは何を可能とする技術なのか、実世界においてどのようなことに役立つのかを実例を通して紹介します。

2. 実世界における 動的ボルツマンマシンの意義

動的ボルツマンマシンは、時系列データの予測や異常検知を可能にする技術です。時系列データとは、時間とともに値が変化するデータで、私たちの身の回りに溢れています。例えば、株価の値動きやライフログなどが相当します。株価は時々刻々と価格が変わっていきまじ、ライフログは心拍数や体温、血圧など、時々刻々と変化する私たちの生体情報を記録しています。

時系列データの予測とは、株価の

例で言うと、数ヶ月前から現在までの値動きのデータから明日の株価を予測することです。時系列データの異常検知とは、ライフログの例で言うと、健康な状態のライフログを学習しておき、それと照らし合わせることで、体調に異変があったときに現れる生体情報の変化（異常）を検知することです。未来の株価を予測できると適切な投資判断のために有用ですし、ライフログから異常を検知できると重大な病気の予防や早期発見につなげることができます。このように、時系列データの予測や異常検知ができることはとても有用です。

動的ボルツマンマシンは、特筆すべき2つの特長を持っています。一つはリアルタイム性があること、もう一つはとても少ない計算資源しか必要としないことです。異常検知において、即座に異常を検知できるというリアルタイム性は大きな意味を持ちます。また、わずかな計算資源しか必要としないという特長は、例えばIoTデバイスに実装する場合などに大きな武器になります。このように動的ボルツマンマシンは、科

学的に意義があるだけでなく、応用的観点から見ても優れた特長を持った人工知能技術であると言えます。

3. 動的ボルツマンマシンの応用例

本章では、動的ボルツマンマシンが、どのようにして実世界の課題解決につながるかを紹介します。まず、時系列データにおける異常検知について、簡単な事例を用いて説明します。次に、産業用ロボットに職人技を学習させた事例、そして最後に、IoTデバイスに知能を持たせ展示会でデモンストレーションを行った事例を紹介します。

3.1. 時系列データにおける異常検知の事例

近年、工業製品は複雑化の一途をたどっており、熟練した専門家でも異常や不具合を正確に検知するのが難しくなっています。そこで、動的ボルツマンマシンを活用した時系列データにおける異常検知が期待されます。例えば、自動車のエンジンに

は温度センサー、圧力センサー、回転速度センサーなど、多種多様なセンサーが装備されています。これらのセンサーは時々刻々と変化する温度などの物理量を測定し、時系列データとして記録し続けています。このとき一部の部品が破損すると、時系列データの特性が変わることになります。この変化を見抜くことができれば、エンジンの故障を指摘することができます。しかし、破壊的な故障のきっかけとなるような、小さな部品の破損による時系列データの微少な乱れを把握することは、当該分野の熟練者にとっても簡単なことではないでしょう。しかしこれができる、つまり破壊的な故障が起こる前の予兆の段階で異常を検知できると、被害を抑えることができます。

標準的な異常検知技術は、データ全体を統計処理し、全体の中での特異的な値を異常として検知するのが一般的です。しかし、時系列データの異常点はデータ全体の統計情報には依存しないため、標準的な異常検知技術は無効です。従って、故障を事前に把握するには、時系列データをリアルタイムで分析し、異常が発

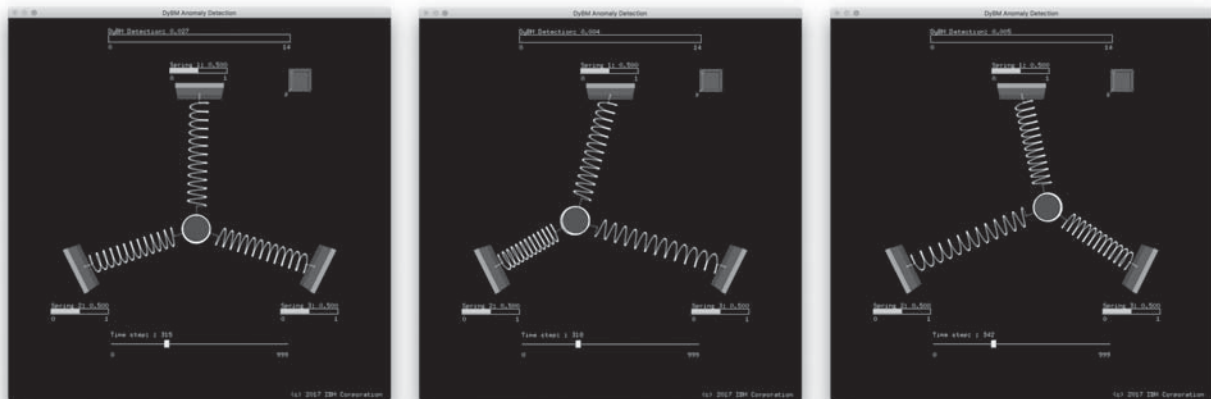


図1. 重りと3つのバネの物理シミュレーションの様子

生じた瞬間に検知するような技術が求められます。動的ボルツマンマシンはこれを可能にする技術と言えます。ここでは、動的ボルツマンマシンのリアルタイム異常検知への応用例を物理シミュレーションで紹介いたします。

このシミュレーションは、重りと3つのバネで構成されています。バネの一方は固定され、もう一方は中心にある重りとつながっています(図1)。重りはバネの力と自らにかかる重力で動きます。図1は、シミュレーションにおけるバネと重力の作用による重りの動きを示しています(シミュレーションの動画は[3]でご覧いただけます)。シミュレーションの途中、左下のバネの強さが突然変わるという異常が発生するとします。これにより、重りは正常時とは異なる動きをします。動的ボルツマンマシンは時系列データをリアルタイムで学習し予測することができるので、重りの軌跡(x,y座標)を時系列データと見ることで、システ

ムに起きた異常を検知することができます。具体的な検知プロセスとしては、まず正常時の時系列データを動的ボルツマンマシンで学習します。そして、学習した動的ボルツマンマシンに、途中でバネの強さを変えたデータを入力し、リアルタイムで異常スコアを計算させます。

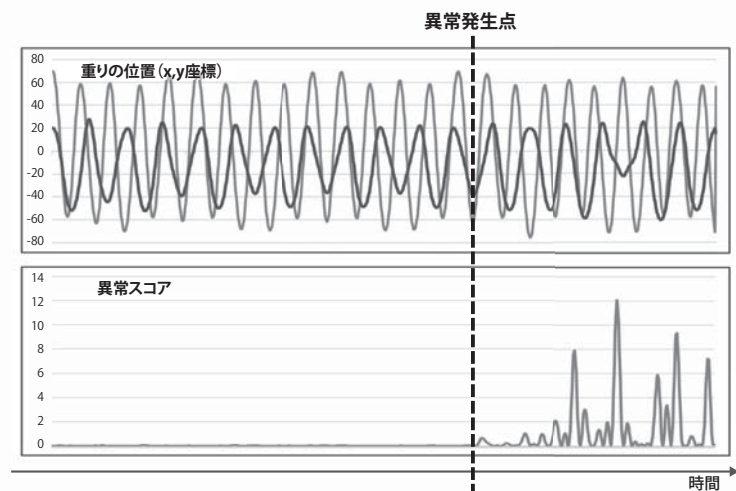
図2は、異常が発生する前後の重りの動き(x,y座標)、および動的ボルツマンマシンによって計算した異常スコアを時系列データとして示しています。ここで注意したいのは、動的ボルツマンマシンでは最初から軌跡全体を用いて異常検知するのではなく、各時点での重りの座標データが逐次的に動的ボルツマンマシンに入力され、異常をリアルタイムで検知するということです。図2を見ると、異常がおきた直後、動的ボルツマンマシンが計算する異常スコアは高くなり、正確かつ迅速に異常を検知できていることが分かります。

当例は異常検知の一つの応用例に過ぎず、動的ボルツマンマシンはさ

まざまな生産プロセスの異常検知、システムのセキュリティー侵入検知、さらに監視カメラの不審者検知など多種多様な場面で応用できると期待されます。

3.2. 産業用ロボットに職人技を学習させた事例

産業用ロボットの分野において、日本企業は世界をリードしています。例えば、自動車の組み立てにおいて産業用ロボットが欠かせないことは周知の事実でしょう。自動車産業をはじめとする日本の製造業が世界をリードしてこられたのは、日本が世界に誇る産業用ロボット技術によるのも大きいと言えます。IBM 東京基礎研究所は、世界をリードする日本のテクノロジー企業と共同で、これまでにない価値を生み出すための取り組みを行っています。私たちは産業用ロボットで世界をリードする株式会社安川電機(以下、安川電機)のご協力により、産業用ロボットが抱える普遍的な課題である、ス



上のグラフは重りの位置(x,y座標)の時間推移、下のグラフは異常スコアの時間推移を示しています。異常発生点の直後に異常スコアは高くなっており、動的ボルツマンマシンが異常を正しく検知できていることが分かります。

図2. 重りの位置の時系列データと異常スコア

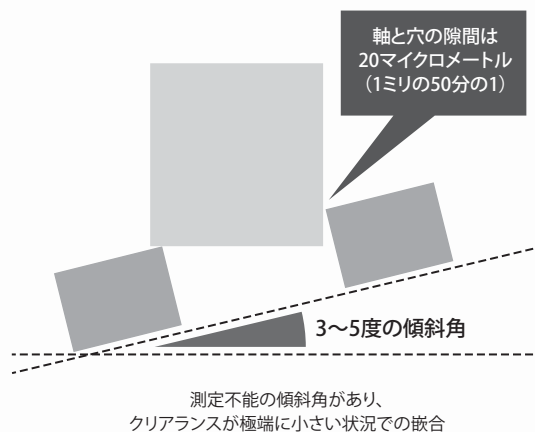


図3. 嵌合タスクの設定

キル動作を自動で獲得するという課題に取り組みました。

安川電機が研究開発している最先端のロボットアームは、100マイクロメートル(1ミリの10分の1)の精度で位置合わせができ、また精緻な力覚センサーが搭載されているため、アームの先端にかかる微細な力を計測することができます。スマートフォンにUSBコネクタを挿すときのことを考えてみてください。私たち人間は大まかな位置さえ確認できれば、後は目を閉じても手探りでUSBコネクタを挿すことができます。これは、スマートフォンとUSBコネクタを握った指先が感じる微少な力を頼りに、穴の位置を探り、角度や位置を微妙に調整しているからです。このような人間が無意識で行っている緻密な動作が、センサー技術の進歩などにより最先端のロボットアームでも実現できるようになってきています。

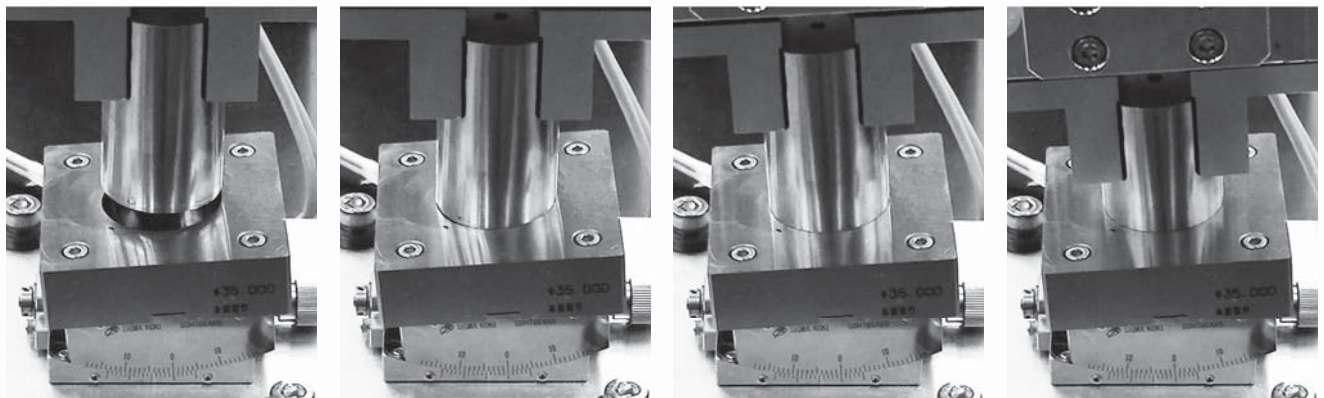
ロボットに意図どおりのタスクを行わせるには、熟練した技術者によ

る緻密なプログラミングが必要になります。またタスク遂行の精度や速度を上げるには、試行錯誤によるパラメーターの調整も不可欠です。つまり、ロボットの性能を最大限引き出すには、プログラミングする技術者側に豊富な経験と職人芸的なスキルが求められます。これが産業用ロボットの抱える普遍的な課題の一つです。

私たちが取り組んだのは、この課題の解決、つまりあるタスクをこなすロボットのプログラムをロボット自身に学習させることです。テストベッドとしたタスクは、ロボットアームにとって重要な基本動作の一つである「嵌合(かんごう)」と呼ばれるタスクです。嵌合とは、軸状の部品を他の部品に嵌め合わせることを言います。一見すると簡単そうですが、クリアランス(2つの部品の隙間)の小ささと、計測不能の傾きがタスクを困難なものにします。私たちが挑んだのは、3~5度の計測不能の傾きがある状態での20マイ

クロメートルのクリアランスでの嵌合です(図3)(図4)。これを視覚情報は使わずに、力覚センサーの情報のみを使って遂行します(この条件は、産業用ロボットが実際に使われる現場を想定したもので、現実的で汎用的な条件と言えるものです)。このようにクリアランスが極端に小さく、また傾きのある状況下での嵌合タスクは、熟練した技術者であってもプログラミング不可能なものとなりました。

この未踏の課題を解決するにあたり、私たちが用いた武器が動的ボルツマンマシンです。動的ボルツマンマシンは、多次元の時系列データを学習することができます。専門的なことになりますが、傾きの量が一定量を超え、軸の端が穴からはみ出る状態では、力覚センサーの静的な出力値のみからでは傾きの方向や量を特定することは困難なのです。私たちは軸から伝わる微少な力を力覚センサーで動きのあるデータとして捉える、つまり時系列データとして



傾斜角5度、クリアランス20マイクロメートルでの実際の嵌合の様子。
軸から伝わる微少な力を力覚センサーで時系列データとして読み取り、それを動的ボルツマンマシンで処理することで、傾斜方向と量を推定してロボットアームを自律的に動かし嵌合します。

図4. 実際の嵌合タスクの様子

扱うことにしました。これにより静的な力覚センサーの出力値だけでは見えてこない力覚センサー値の特徴を、動的ボルツマンマシンは学習し抽出することができるようになりました。その結果、傾いている向きと量を精度良く推定することが可能となり、測定不能の傾きがある状態での嵌合タスクが実現できました(図4)。

この事例は、実世界で課題とされている、熟練したロボット技術者でもプログラミング不可能なタスクを、最先端の数理科学技術を活用することで解決したものです。これは安川電機の持っている最先端のロボット技術と、IBM基礎研究部門が持っている数理科学技術があったからこそ生み出した新たな価値であり、大変誇らしく思っています。

3.3. IoTデバイスに 知能を持たせた事例

社会で役立つ研究成果を生み出していくには、実世界やビジネスの最前線での課題を研究員自らが皮膚感覚として感じ取り理解する必要があると考えています。幸運にも私たち

は、ドイツで毎年開催される世界最大級のIT展示会「CeBIT 2017」[4]で、研究成果をデモンストレーションする機会を得ることができました。聴衆は、研究者、技術者はもちろん、ビジネスの最前線で活躍するビジネスパーソン、企業経営者などさまざまです。IT展示会は言わば実世界の縮図とも言える場所であり、研究成果を世に問う貴重な場であると言えます。

私たちはこの機会を最大限に生かすため、ドイツIBM CeBIT担当チーム、マーケティング部門、営業部門、広報部門など、社内の各分野のプロフェッショナル達と議論を重ね、想定される聴衆やどのようなところに興味を惹かれるかなど、さまざまな視点から効果的なデモンストレーションを検討しました。議論の末にたどり着いたのは「動的ボルツマンマシンでIoTデバイスに知能を持たせる」というデモンストレーションです。

IoTは次世代のITの重要な分野で、IT業界全体がフォーカスすべき領域の一つです。IoTという言葉からは、センサーをはじめとしたデバ

イス技術を想像する方が多いでしょう。IoTデバイスはビッグデータを集め、高度な計算はクラウド側で行い、計算結果をまたIoTデバイス側に返すというのが一般的な考え方もかもしれません。しかし過去10年、収集されるデータ量はネットワーク帯域幅の2倍の勢いで増えており、今後もその傾向は継続するという報告もあります。つまり、収集できるデータ量と、そのデータを送信する際のネットワーク帯域幅の関係に着目すると、高度な計算はクラウドで行うというやり方では立ちゆかなくなることが予想されています。このことから示唆されるのは、IoTデバイス側で何らかの処理、望ましくは高度な処理をすることができないと、ビッグデータから得られるメリットも限定的になってしまうということです。

ほとんどのIoTデバイスは、少ない計算資源で動作し、また消費電力も低いことが求められます。近年、注目を集めている深層学習技術(ディープ・ラーニング)は、膨大な計算資源を必要とします。この点から、深層学習技術をIoTデバイスに

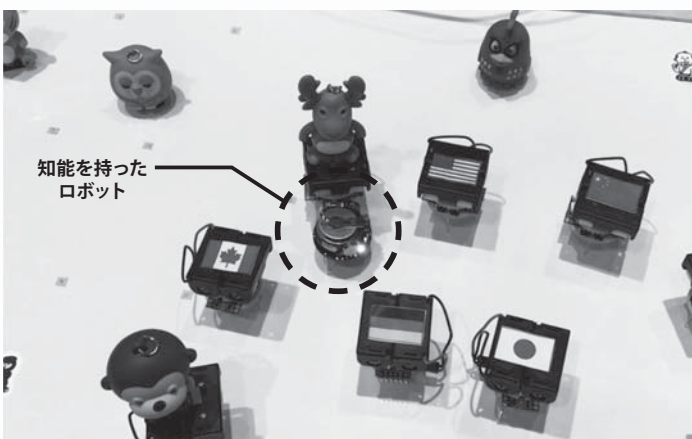


図5. 写真中央のLEDが点灯している小さなロボットが知能を持ち、自律的に目的地まで向かっている様子



図6. CeBIT 2017にて海外メディアから取材を受けている様子

適用するのは簡単ではありません。つまり、計算資源が乏しく、消費電力の制限も厳しいIoTデバイスに知能を持たせることは技術的に簡単なことではありませんが、もし実現できれば次世代のインテリジェントなITインフラを実現する上で大変意義のあることと言えます。動的ボルツマンマシンが必要とする計算資源や消費電力は、深層学習技術のそれと比較すると極めて少なく、この点でIoTデバイスへの応用に適していると考えられます。

私たちはIoTデバイスの象徴として小さなロボットを使いました(このロボットは元々は小さなロボット群の研究のためにハーバード大学により開発されたもので、kilobot[5]と呼ばれ市販されています)(図5)。このロボットは32KBのフラッシュ・ストレージと、2KBのワーキングメモリーしか持っておらず、スマートフォンと比べて100万分の1程度の計算能力しか持っていません。私たちは動的ボルツマンマシンを活用し、この小さなロボットに知能を持たせることに成功しました。具体的には、ロボットのセンサーで検知したデータを時系列データとして記録し学習を繰り返すことで、各ランドマークの相対的な位置関係を学習し、最終的にこの小さなロボットの頭の中にはランドスケープ全体が再現されるようになります。その結果、設定したゴールに向かって自律的に移動することができるようになります。このデモンストレーションは大成功し、私たちのブースは3,000以上の出展ブースがある中でメディ

Aからの取材を受け、また海外のニュース番組でも取り上げられました(図6)。

4. おわりに

本稿では、IBM東京基礎研究所で生まれた科学的な成果が、どのように実世界の課題解決につながっていくかを、動的ボルツマンマシンの応用例を取り上げて紹介しました。近年の人工知能技術に対する社会の期待に応えるためには、科学的な成果を出すだけでなく、それを実世界において価値のあるソリューションにまで昇華させる必要があります。それもまた、基礎研究部門の重要な役割の一つです。IBM基礎研究部門は、これまでも、そしてこれからも、科学的に意義があり、また社会的にも価値がある研究にチャレンジを続けていきます。

謝辞

動的ボルツマンマシンの研究はJST、CREST(Grant 番号JPMJCR1304)の支援を受けたものです。

[参考文献]

- [1] Takayuki Osogami, Makoto Otsuka: Seven neurons memorizing sequences of alphabetical images via spike-timing dependent plasticity, Scientific Reports, Vol. 5, 14149 (2015)
- [2] 恐神貴行: 拡がる人工ニューラル・ネットワークの可能性, ProVISION 92号, pp. 34-39
- [3] Anomaly Detection with Dynamic Boltzmann Machine, <https://youtu.be/60IxM-QLtsM>
- [4] CeBIT, <http://www.cebit.de/en/>
- [5] kilobot, <https://www.k-team.com/mobile-robotics-products/kilobot>



日本アイ・ビー・エム株式会社
東京基礎研究所
ソリューション&サービス、数理科学
リサーチ・スタッフ・メンバー

吉住 貴幸
Takayuki Yoshizumi

2002年IBM東京基礎研究所入所。以来、最適化・機械学習を中心とした人工知能の研究に従事。2013～2016年、オペレーションズ・リサーチ学会編集委員。2000年、および2015年、人工知能学会全国大会優秀賞受賞。



日本アイ・ビー・エム株式会社
東京基礎研究所
ソリューション&サービス、数理科学
リサーチ・スタッフ・メンバー

趙 コン
Kun Zhao

京都大学において、大規模時系列データの解析と可視化の研究により博士号を期間短縮で取得。日本学術振興会特別研究員DCとPDを経て、2016年にIBM東京基礎研究所に入所。以来、機械学習・意思決定の研究に従事し、最近では動的ボルツマンマシンの応用研究に携わる。