

【電子・情報通信分野】

仮訳

設計と学習で進展する熱力学的コンピューティング (米国)

著者: Elizabeth Ball

2026年3月5日

熱雑音で駆動するコンピューターでエネルギー消費量の大幅な削減が可能に

古典コンピューターと量子コンピューターの両方の効率を阻害する熱雑音を、逆に電源として利用できたならば？熱雑音を抑制したり克服したりするのではなく、コンピューターがそれらを活用できたならば？これらは、熱力学的コンピューティングと呼ばれる比較的新しいコンピューティング分野の目標である。

米国エネルギー省(DOE)のユーザー施設であり、ローレンス・バークレー国立研究所(バークレー研究所)の **Molecular Foundry** と米国立エネルギー研究科学計算センター(NERSC)の研究者らによる共同研究が、これらの目標の実現へと前進した。[*Nature Communications*](#) 誌に掲載された本研究の論文において、研究者らはニューラルネットワーク(NN)を模倣する熱力学コンピューターの設計と学習のフレームワークを提案している。これにより、機械学習(ML)にかかるエネルギーの消費量を大幅に削減できる可能性がある。

現代のコンピューティングには、大量のエネルギーが必要である。例えば、Google 検索を 1 回行うだけで 6W の LED を 3 分間点灯させるのに十分なエネルギーを消費する。これは、コンピューターが熱雑音、つまり導電性材料中の電荷キャリア(主に電子)の振動に対処しなければならないことが一因となっている。古典コンピューターでは、トランジスタやゲートといった最小のデバイスでさえも、このような振動エネルギーの数千倍もの規模のエネルギーで動作している。信号とノイズのこのようなスケールの違いによって安定したアウトプットが得られ、計算が成り立っているが、これにはエネルギーコストがかかっている。古典コンピューターでは、熱力学的効率の限界をはるかに超えた、安定した動作のために大量の電力を必要としている。

古典・量子コンピューターではどちらも、熱雑音の排除または抑制を目指している。しかし、非従来型コンピューティングの一分野である熱力学的コンピューティングは、両者のパラダイムを逆転させ、まさに熱雑音の振動を動力源として利用する。これにより、計算に必要な外部エネルギー量が大幅に削減され、多くの量子コンピューターでは不可能な、室温下での動作が可能になる。熱力学的コンピューティングは、ムーアの法則を超えるマイクロエレクトロニクスと、低消費電力でエネルギー効率の高いコンピューティングの有望な一例と言える。

「熱力学コンピューティングは、ノイズを動力源としています」と、本研究論文の著者の一人である **Molecular Foundry** のスタッフサイエンティストの **Stephen Whitelam** 氏は説明する。「熱エネルギーと同程度のエネルギーを持つ物理デバイスを放置した場合に、その状態が熱揺らぎによって時間とともに変化することを前提としています。私たちの目標は、この経時的な展開が何らかの有用な結果をもたらすようにプログラムすることです。古典・量子コンピューティングはノイズを排除しようとするのに対し、熱力学的コンピューティングはノイズを使って動作するのです」。

課題の克服

熱力学的コンピューティングを実用的な計算フレームワークとするには、主に 2 つの解決すべき課題がある。第一に、現在の熱力学コンピューターは熱力学的平衡状態で計算を行うように設計されており、コンピューターが最低のエネルギー状態に落ち着くまで次の計算を実行することができない。システムの基底状態が明確となっても、平衡状態に達するまでの時間は予測不可能であり、日常的な計算での使用には長すぎる場合がある。

さらに、熱力学的コンピューティングで実行できる計算の範囲は、線形代数問題の解決に限られている。これを汎用計算に活用するためには、非線形計算も解けるようになる必要がある。

Whitelam 氏とその同僚の **Corneel Casert** 氏はデジタルシミュレーションを用いてこれらの課題に取り組み、平衡状態でない熱力学コンピューターにおいても、NN が実行するような非線形計算が実際に可能であることを本研究の論文で実証している。



NERSCのスパコン Perlmutter の前に立つ Corneel Casert 氏 (左) と Stephen Whitelam 氏 (右)。

(Credit: Elizabeth Ball)

Whitelam 氏と Casert 氏によると、熱力学コンピューターは、その構成要素自体が非線形であれば、平衡状態に関係なく指定されたタイミングで非線形計算を実行するよう学習できるようになるという。これは、平衡状態を待たずして、熱力学コンピューターがより古典的なコンピューター的な動作をするということである。このことはまた、NN が処理できるのと同じ種類の複雑な非線形問題にまで熱力学アルゴリズムの範囲を押し広げる。つまり、熱力学的コンピューティングは、これまでは ML の能力範囲外であったワークロードに適したツールとなる可能性がある。

「非線形熱力学回路は、NN のニューロンのように振る舞うことができます」と Whitelam 氏は言う。「非線形性こそが、NN にその表現的な能力を与えるものです。これらの熱力学ニューロンを繋いだ構造を構築すれば、そのような構造は NN を模倣する表現的な能力を持ち、ML を実行できるはずだと私たちは考えました」。

これらの解決方法は、熱力学的コンピューティングの可能性を大きく広げる。

逆転の学習

そして次に課題となるのは、このようなシステムによる学習である。熱力学コンピューターは確率的なシステムであり、そこで実行される 2 つのプロセスは同一とはならず、デジタル NN の学習手法は適用できない。しかし、Whitelam 氏と Casert 氏は、この点においても解決策を提供している。

Whitelam 氏の熱力学コンピューターモデルの学習のために、Casert 氏が大規模な計算フレームワークを開発した。Casert 氏は NERSC のスーパーコンピューターである Perlmutter で 96 個の GPU を並列使用して大規模な並列進化シミュレーションを構築・実行して世代ごとの数十億ものノイズを含む動的軌跡を評価し、最も効果的なネットワークパラメータを特定した。

Casert 氏は、具体的には遺伝的アルゴリズムと呼ばれるフレームワークを使用した。まず、複数の異なる熱力学的 NN のそれぞれの有効性を評価することで最も性能の高いものを選び出し、それらのパラメータにランダムなノイズを加えて変化させ、再度評価した。最終的に、Perlmutter の GPU の並列使用により、Casert 氏は熱力学コンピューターでのプロセスを 1 兆回以上実行した。このトレーニングフレームワークは、デジタルネットワークのトレーニング方法に比べてはるかにコストがかかるものだが、構築・学習後は極めて少ないエネルギーで動作するコンピューターを実現することができる。

「これは、これまでとは全く異なる NN の最適化方法です。熱力学的 NN をデジタルのシミュレーションで学習させるのにはコストがかかりますが、学習を完了して物理的なハードウェアとして構築すれば、そのハードウェアで極めて低いエネルギーコストで推論を実行できます」と Casert 氏は説明する。

このような設計と学習の組み合わせは、大幅に少ないエネルギーで動作する ML コンピューターの実現が可能であることを示している。

より多くのハードウェアでより多くのアルゴリズムを

熱力学的コンピューティング分野は、比較的新しいものである。では、これからはどのように展開して行くべきだろうか？Whitelam 氏によると、これらの設計をハードウェアで実現する方法の解明が重要だという。現在、研究チームはハードウェアとソフトウェアの両方の実現に向けて実験が実施できる協力者を探している。これは、熱

力学的コンピューティングの可能性を探るためのもう一つのステップとなる。

もう一つのステップとして、より多くのアルゴリズムが必要であると Whitelam 氏は言う。既存のアルゴリズムは平衡状態にあるシステムを対象としているが、その要件がもはや障害とならなくなった今、新たなアルゴリズムの開発が必要となる。また、デジタル NN で使用されているものと同様の、非線形計算のための新たなアルゴリズムも必要となる。

「これは、極めてエキサイティングな分野です」と Whitelam 氏は言う。「より効率的な計算方法が探究されていますが、熱力学的コンピューティングは間違いなくその一つです」。

訳：NEDO（担当 イノベーション戦略センター）

出典：本資料は、ローレンス・リバモア国立研究所の記事“Thermodynamic Computing Advances with Design and Training”

（<https://newscenter.lbl.gov/2026/03/05/thermodynamic-computing-advances-with-design-and-training/>）を翻訳したものである。