動的深層学習：動的システムへ深層学習機能を組み込む

Dynamical deep learning: Embedding deep learning functions in dynamical systems

金沢大[1]，JST さきがけ[2] 古畑玄貴[1]，○砂田哲[1,2]，新山友暁[1]

Kanazawa Univ.[1], JST PRESTO[2]

G. Furuhata[1], S. Sunada[1,2○], and T. Niiyama[1]

E-mail: sunada@se.kanazawa-u.ac.jp

深層学習は，現在，急速に発展する人工知能を支える中心的な技術である。深層学習の根幹は，その構成するネットワークの多層性にあり，入力した情報が出力層まで非線形に伝搬していくことで，多様で高度な表現能力を獲得していると指摘されている[1]。最近，その多層構造における情報の伝搬を力学系（動的システム）の時間発展過程とみなし，深層学習の中身を理解しようとする研究がある[2]。興味深いことに，深層学習における“学習”は，力学系の文脈において，入力（初期状態）に対して望ましい出力（終状態）が得られるように動的システムを最適制御することと理解できる[2,3]。この同等性は，物理（動的システム）と深層学習とを結びつけ，任意の動的システムへ深層学習機能を実装させるためのヒントを与えているといえる。もし光の動的システムに深層学習的な機能を付加することができれば，情報処理の高速化・高度化が可能となるかもしれない。そのための第１ステップとして，本研究では，深層学習を Mayer の目的関数における動的システムの最適制御として記述して，深層学習の処理機能を物理的システムへ組み込むためのフレームワークを提示する。

ここで，Residual Network(ResNet)のように$\boldsymbol{X}_{n+1} = \boldsymbol{X}_n + \boldsymbol{G}(\boldsymbol{X}_n, \boldsymbol{\theta}_n)\Delta t$として情報を伝搬させるシステムを考える（図 1)。$\boldsymbol{X}_n$は第n層の状態であり，$\boldsymbol{G}$は活性化関数，$\boldsymbol{\theta}_n$は結合荷重に対応し，Δtは任意の定数である。最終層を第 N層とすると，コスト関数は$L[\boldsymbol{X}_N]$となり，これを最小にするように結合荷重$\boldsymbol{\theta}_n$を決定していくことになる。ここで，層から層への伝搬を時間発展とみなし，$t = n\Delta t$としてある適当な極限をとると，$\dot{\boldsymbol{X}}(t) = \boldsymbol{G}[\boldsymbol{X}(t), \boldsymbol{\theta}(t)]$と記述できる。コスト関数は$T = N\Delta t$とすると$L[\boldsymbol{X}(T)]$と表現できる。よって，ResNet 型の深層学習問題は，$L[\boldsymbol{X}(T)]$を最小にするように“制御信号” $\boldsymbol{\theta}(t)$を求める問題に帰着できる。これは最適制御の文脈における Mayer 型の目的関数下の問題に対応するため，adjoint method 等を用いて学習が可能となる。ここで，この手法の有効性を検証するため，力学系として Echo state network を選び，結合パラメータ等を制御信号とみなして簡単な書き文字認識（60000 枚の MNIST データ）に対して性能を評価した。なお，時間発展の時間刻み幅は$\Delta t = 0.05$として adjoint method を用いてミニバッチ学習的に制御した。図 2 のように，Loss（コスト関数$L[\boldsymbol{X}(T)]$）は単調に下がり，Tを長くするほどよい学習ができた。(T=1.5 における正答率は 97.2%であった。） 当日の発表では，具体的な物理系として遅延系も取り上げる。遅延系は無限次元の動的システムであるが単一ノードで構成できるため[4]，ハードウェアへの実装が容易である。時間があれば単一ノードでの深層学習の可能性も議論する。

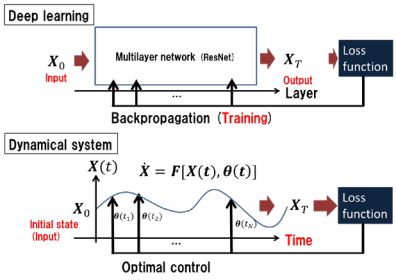

Fig. 1: Deep learning and dynamical system.

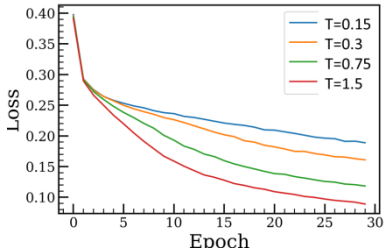

Fig. 2: Learning curve on MNIST data set.

References

[1] B. Poole *et al.*, arXiv:1606.05340v2 (2016).
[2] G.-H. Liu, E. A. Theodorou, arXiv:1908.10920v2 (2019).
[3] Ricky T. Q. Chen *et al.*, arXiv:1806.07366v3 (2018).
[4] L. Appeltant *et al.*, Nat. Commun. 2 (2011) 468.

© 2020年 応用物理学会