

ODE-Net による対数美的曲線の学習

日大生産工(学部) ○櫻井 成哉 日大生産工 吉田 典正

1. はじめに

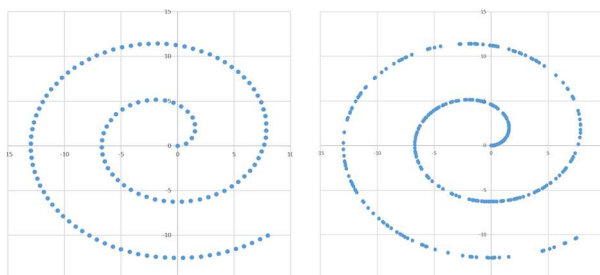
近年、深層学習が注目されている．その中で時系列データを学習できるRNN（再帰型ネットワーク）という手法などがあるが、非定常時系列データを学習するのは困難であるため、ODE-Net(Ordinary Differential Equation Network)^[1] という手法が提案されている．

従来の研究ではODE-Netを用いた対数螺旋の近似が行われている．本研究では、対数螺旋を含む対数美的曲線に曲線を拡張し、曲線のサンプリングの仕方や近似をどの領域から行うかなどの複数の条件を用い、ODE-Netの予測の違いについて考察する．

2. 学習概要

(1) ODE-Net

従来のネットワークではFig. 1(a)のようにデータの間隔が一定でなければ学習が困難であったが、ODE-NetはFig. 1(b)のように間隔が一定でなくても学習できる．ODE-Netでは、従来のネットワークとは違い順伝播、逆伝播、Loss関数の計算を全て常微分方程式で解くことで、学習を可能にしている．従来のネットワークでは重みを変更することで学習をしているが、ODE-Netでは全てを常微分方程式で行っているため、学習するための変数が少ないのも特徴である．また、従来のネットワークではネットワークが層になっており、変数として層の深さを決めることができたが、ODE-Netでは連続的に式で解いていくため層というものがない、離散的なネットワークになる．



(a)定常データ

(b)非定常データ

Fig. 1 定常データと非定常データ

(2) 対数美的曲線

対数美的曲線^[2]とは、パラメータ α によって様々に変化する曲線である．また、 $\alpha=\pm\infty$ の時に円になる．対数美的曲線には二種類の表現法があり、方向角の美的曲線式と弧長の美的曲線式である．本稿の対数美的曲線では、 $\Lambda=1$ に固定し、 α の値を3種類（ $\alpha=-1,1,2$ ）とした．3種類それぞれの性質として、 $\alpha=-1$ の時は内側になるほど円に近づき、 $\alpha=2$ の時は外側になるほど円に近づくが、 $\alpha=1$ の時は内側も外側も円には近づかない性質がある．

(3) 学習手順

次の4つの条件で学習を行う．

- 方向角の美的曲線式を3種類全ての曲線の座標を取得する．非定常時系列データにするため、ランダムにデータを抽出し内側から外側へ学習．
- 螺旋の内側から外側へ行っていた(a)の学習を、外側から内側へ学習を行う．
- 弧長の美的曲線式を用いて方向角の美的曲線式と同様にデータを取得し、内側から外側へ学習を行う．
- 螺旋の内側から外側へ行っていた(b)の学習を、外側から内側へ学習を行う．

3. 結果および考察

次の4つの条件と3種類の螺旋を学習し予測した結果をFig. 2に示す．実線が学習データをプロットしたものであり、学習し予測した結果が破線である．実線と破線が重なることが本稿では、良い学習の指標となる．

(a)の学習では、 $\alpha=1,2$ は学習が上手くできている． $\alpha=-1$ のずれは大きくずれが生じている．問題点として $\alpha=2$ の学習が上手いことから、円に近づく方への学習が上手くいくと考えられる．

(b)の学習では、 $\alpha=1,2$ は学習が上手くいった． $\alpha=-1$ は内側から外側への学習よりはずれが生じなかった．このことより、円に近づく方への学習の方が良い結果を得られると考えられる．

また、さらに精度を上げるためデータセットを見返したところ、Fig. 3の様にデータの偏り

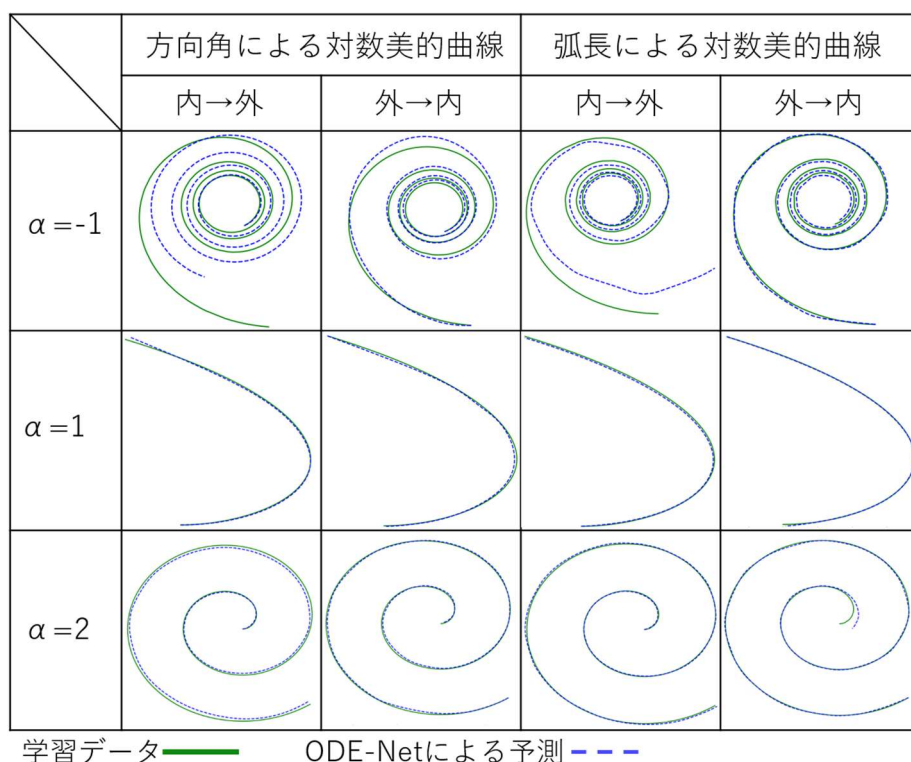


Fig. 2 学習データと予測結果

があることが分かる. このことから非定常時系列データであっても極端な偏りがあると学習が上手いかわからないのではないかと考えられる. そこで弧長の美的曲線式を用いた学習を行った.

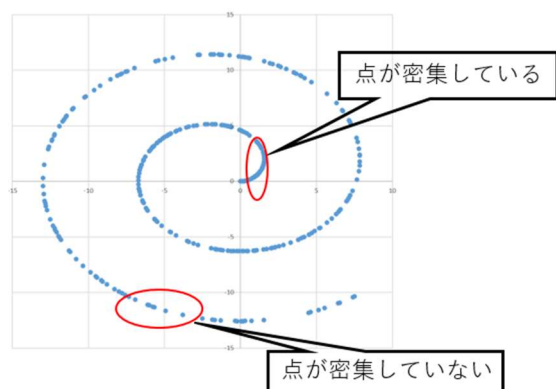


Fig. 3 データの偏り

(c) の学習では, $\alpha = -1$ にずれが生じたが(1)に比べると良い結果が得られた.

(d) の学習では, $\alpha = 2$ に少しのずれが見られたが, 大きくずれが生じていた $\alpha = 1$ では, 学習が上手いだったため極端な偏りがあると学習が上手いかわからないのではないかと考えられる. また, $\alpha = 2$ に少しずれが生じたのは, 方向角による美的曲線の学習では円の中央にデータの偏りがあったが, それが無くなった

事で円から離れて行く中央の学が困難になったのではないかと考えられる.

この結果より, 極端なデータの偏りがあると学習が上手いかわからないことが考えられる. また, 本稿の学習では, 円に近づくことで学習が上手いだったため, 円の方向へ学習することで, 学習が上手いと考えられる.

4. まとめ

本稿では, 非定常時系列データを学習できる ODE-Net による対数美的曲線の学習を行った.

この結果より, ODE-Net は, 非定常時系列データの学習ができるが, 極端なデータの偏りには対応できない, また円に近づく様に学習することで, さらに良い学習ができると期待できる.

今後 ODE-Net による学習精度の向上と応用を考えて行きたい.

参考文献

- [1] T. Q. Chen, Y. Rubanova, J. Bettencourt, and D. Duvenaud, "Neural ordinary differential equations," ArXiv preprint, vol. abs/1806.07366, June 2018.
- [2] 吉田典正, 斎藤隆文, 美的曲線の全体像と美的曲線セグメント, デジタルスタイルデザイン, 精密工学会デジタルスタイルデザイン研究分科会編, 海文堂, 2008.