光リザーバコンピューティングにおける意思決定手法を用いたモデル選択

Model selection based on decision making in photonic reservoir computing

埼玉大 [1]，情報通信研究機構 [2]　○ 菅野 円隆 [1]，成瀬 誠 [2]，内田 淳史 [1]
Saitama Univ.[1], NICT[2], ○Kazutaka Kanno[1], Makoto Naruse[2], and Atsushi Uchida[1]
E-mail: kkanno@mail.saitama-u.ac.jp

1. はじめに: ハードウェア依存型の機械学習手法の研究が近年さかんに行われており，半導体レーザを用いた光リザーバコンピューティングはその中の１つとして挙げられる [1]．この手法ではレーザと時間遅延フィードバックループを仮想的なネットワークと見なし，ネットワークのノードは，レーザに信号を入力したときの応答出力を時間方向に分割することで仮定される．本手法の特徴的な点として，出力部の重みのみを学習するために学習が容易であるという利点がある．しかしながら環境変化や学習対象のモデルの変化などを要因として，予め学習しておいた重みによる情報処理の精度が低下するという問題が生じることがある．これに対して我々は，光リザーバコンピューティングにおいて意思決定手法を用いたモデル選択手法について研究を行っている [2]．これは異なるモデルを学習した重みを複数用意し，それらの予測結果からモデルに対応する重みを意思決定により選択することで，モデルの変化に適応的に対応する手法である．

我々はこれまでに異なる２つのモデルが時間的に切り替わる時系列の予測において，予測に用いる重みを意思決定手法により選択することで，切り替わりに対応可能であることを示した [2]．これに対してさらに，２つの異なる時系列を異なる比で振幅を混合した場合においてモデル選択を行い，これについて報告する．

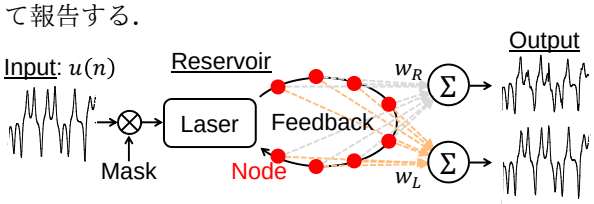

図 1: Model selection based on decision making in photonic reservoir computing.

2. 手法: 図 1 に光リザーバコンピューティングにおける意思決定手法によるモデル選択の概念図 [2] を示す．入力信号 $u(n)$ は２つの数値モデル (レスラーモデルおよびローレンツモデル) から生成されたカオス時系列を時間的に切り替えることで生成した時系列である．ここで２つの時系列を異なる比で振幅を混合し，混合比を時間的に切り替える．この信号 $u(n)$ に前処理を行った後でレーザに入力し，$u(n)$ の次の点 $u(n+1)$ を予測する１ステップ予測を行う．信号入力時のレーザの出力時系列からノード状態値を取得し，その重み付き線形和を出力 (予測結果) とする．出力の重みとして，入力信号の生成に用いた２つのモデルをそれぞれ学習した２つの重み w_R と w_L を予め用意する．w_R と w_L はそれぞれレスラーモデルとローレンツモデルを学習した重みである．意思決定による重み選択は綱引き法 [3] を利用する．２つの重み w_R と w_L による予測結果から，一様乱数としきい値 $T(n)$ を用いて片方の予測結果をランダムに選択し，実際の予測結果とする．次ステップの信号 $u(n+1)$ がレーザに入力される時，前ステップの２つの予測結果を $u(n+1)$ と比較し，予測誤差 $e_R(n)$ と $e_L(n)$ を算出する．２つの予測誤差の大きさの差 $\Delta e = |e_L(n)| - |e_R(n)|$ から，予測誤差が小さい予測結果を出力する重みの選択確率が高くなるようにしきい値 $T(n)$ を更新する．

3. 結果: 図 2 は入力信号 $u(n)$ である．レスラーモデルとローレンツモデルの比率をそれぞれ p_R，p_L とし，時系列の混合比率 $p_R : p_L$ を図中に示している．混合比率は 300 ステップごとに変化させている．図 2(b) は時系列予測を 100 回繰り返し，各予測ステップにおいて混合比率が高いモデルに対応した重みを選択している確率を表している．確率が 1 であれば正しく選択できていることを意味する．混合比率が $p_R : p_L = 2:8$，$6:4$，$7:3$ の場合には，平均正答率が 1 に収束していることが確認できる．したがってこの混合比率ではモデル選択が可能である．しかしながら $p_R : p_L = 4:6$ の場合には平均正答率が低いままである．これはローレンツモデルの予測が比較的難しく，２つの重みによる予測精度が同程度になっているためである．

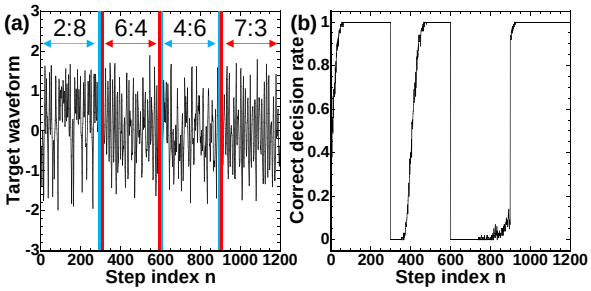

図 2: (a) Input signal into a reservoir. (b) Correct dicision rate defined as the ratio of the number of selections of the weights corresponding to the correct models.

4. まとめ: 本研究では，光リザーバコンピューティングによる予測において意思決定手法によるモデル選択を行った．本手法ではリザーバコンピューティングにおいて異なるモデルを学習した重みを用意し，意思決定によりモデルに対応した重みを選択する．本手法を用いてローレンツモデルとレスラーモデルの混合時系列の予測においてモデル選択を行った．異なる時系列が混合されていた場合において，一部の混合比率の場合を除いてモデル選択が可能であることが分かった．ただし２つの重みによる予測精度が同程度である場合にはモデル選択が困難であることが分かった．

謝辞: 本研究の一部は JST CREST(JPMJCR17N2) の支援を受けたものである．

参考文献

[1] D. Brunner, et al., Nat. Commun., 4, 1364 (2013).
[2] 菅野 円隆 他, 第 79 回応用物理学会秋季学術講演会, 名古屋国際会議場, 愛知, 18p-438-4, 2018.
[3] M. Naruse, et al., Sci. Rep., 7, 8772 (2017).

© 2019年 応用物理学会