

光リザーバコンピューティングにおける転移学習を用いた レーザーダイナミクスの推測

Inference of laser dynamics using transfer learning based on photonic reservoir computing

埼玉大¹ 東京理大²

酒巻 里衣¹ 菅野 円隆¹ 犬伏 正信² 内田 淳史¹

Saitama Univ.¹, Tokyo Univ. of Science²

°Rie Sakamaki¹, Kazutaka Kanno¹, Masanobu Inubushi², and Atsushi Uchida¹

E-mails: r.sakamaki.543@ms.saitama-u.ac.jp, auchida@mail.saitama-u.ac.jp

はじめに: 近年, リザーバコンピューティングを用いた情報処理が注目を集めている[1,2]. リザーバコンピューティングはリカレントニューラルネットワークから派生した概念であり, ネットワーク内の重みをランダムに固定して, 出力の重みのみを学習するため, 重みの学習が容易であるという利点を有している.

また, リザーバコンピューティングを用いて変数を推測する方法として, 転移学習が提案されている[3-5]. 転移学習とは, あるシステムで学習した知識を伝達することで, 少量の学習データで異なるシステムの予測や推測を行う学習方法である. 転移学習は, 学習データが十分に得られない場合に有用である. しかしながら, 転移学習を用いてレーザーのダイナミクスの推測を行った例は未だ報告されていない.

そこで本研究では, 戻り光を有する半導体レーザーの光リザーバコンピューティングにおける転移学習を用いて, レーザのダイナミクスの推測を数値計算で行うことを目的とする.

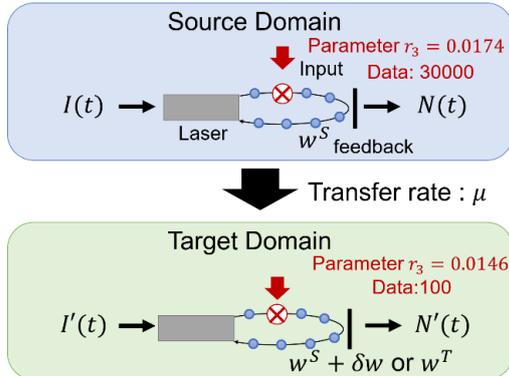


Fig. 1 Schematic of transfer learning based on photonic reservoir computing. r_3 is the feedback strength of Lang-Kobayashi equations. w^S is the trained readout weights in the source domain. δw is the correction weights by transfer learning.

方法: 本研究で用いる転移学習の概念図を Fig. 1 に示す. 戻り光を有する半導体レーザーのダイナミクスを記述する Lang-Kobayashi 方程式を数値計算して, レーザの光強度からキャリア密度の推測を行う. 学習はソースドメインとターゲットドメインの二つの領域で行う. まずソースドメインでは, 学習データ 30000 点を用いてリザーバの重み w^S を学習する. ここでリザーバは, レーザの光強度を入力として, キャリア密度を推測して出力するように学習する. 次にターゲットドメインでは, 異なるパラメータ値で少ない学習データ 100 点を用いて補正重み δw を算出

する. この時, 転移率 μ によりソースドメインからターゲットドメインへの知識転移の量が制御される. ソースドメインで算出した重み w^S とターゲットドメインで算出した補正重み δw の和を求め, リザーバのノード状態との重み付き線形和を出力とする. 性能評価指標として, 出力とターゲットの規格化平均二乗誤差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) を算出する. NMSE は値が小さいほど推測の精度が高いことを示す.

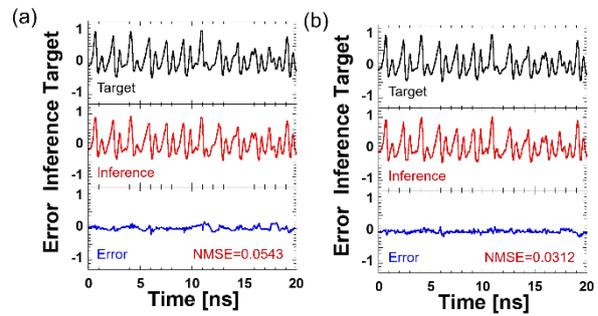


Fig. 2 Inference of carrier density dynamics from laser intensity dynamics using reservoir computing. (a) without and (b) with transfer learning.

結果: ソースドメインでは Lang-Kobayashi 方程式のパラメータである戻り光の反射率を $r_3 = 0.0174$ に設定し, 一方でターゲットドメインでは $r_3 = 0.0146$ に設定した. 入力としてレーザーの光強度 $I(t)$ を用いて, 出力としてキャリア密度 $N(t)$ を推測した転移学習の結果を Fig. 2 に示す.

Fig. 2(a) は転移学習を用いずにリッジ回帰で推測を行った結果であり, Fig. 2(b) は転移学習を用いて推測を行った結果である. 黒線がターゲットの波形, 赤線が推測した波形, 青線が誤差となる. 推測の結果, 転移学習を用いた場合は誤差が 0.0312 となり, リッジ回帰を用いた場合の誤差 0.0543 よりも小さくなったため, 転移学習に成功した.

まとめ: 本研究では, 戻り光を有する半導体レーザーの光リザーバコンピューティングにおける転移学習を用いて, レーザダイナミクスの推測を数値計算により行った. ソースドメインでの学習時と異なるパラメータ値に変化させてもレーザーの光強度からキャリア密度の推測に成功した.

参考文献

- [1] H. Jaeger, et al., *Science*, **304**, 78 (2004).
- [2] L. Appeltant, et al., *Nat. Commun.*, **2**, 468 (2011).
- [3] M. Inubushi, et al., *Phys. Rev. E*, **102**, 043301 (2020).
- [4] Y. Guo, et al., *Chaos*, **31**, 011104 (2021).
- [5] I. Bauwens, et al., *Nanophotonics*, 10.1515/nanoph-2022-0399 (2022).