分割電極フォトニック結晶レーザーの電流注入分布とビーム形状の 相関関係の機械学習

Machine-learning of current-injection distribution vs beam pattern in PCSEL with separate electrodes °中川祐一朗, 片桐光陽, De Zoysa Menaka, 井上卓也, 吉田昌宏, 石崎賢司, 初田蘭子, 野田進(京大院工) °Yuichiro Nakagawa, Mitsuharu Katagiri, Menaka De Zoysa, Takuya Inoue, Masahiro Yoshida, Kenji Ishizaki, Ranko Hatsuta, Susumu Noda (Kyoto Univ.)

E-mail: nakagawa.yuichiro@nano.kuee.kyoto-u.ac.jp, snoda@kuee.kyoto-u.ac.jp

[序]フォトニック結晶レーザーは、2次元フォトニック結晶のバンド端共振効果を利用した大面積コ ヒーレント半導体レーザーである。これまで我々は、本レーザーにおける面内相互引き込み現象(面内 同期現象)の観測と詳細評価^{1),2)}、分割電極フォトニック結晶レーザーを形成することによるビーム形 状の制御可能性³⁾などを示してきた。また、前回、分割電極フォトニック結晶レーザーにおいてビーム 拡がり角(ビーム形状)の機械学習に関する初期検討を行った⁴⁾。今回は、多数のデータをもとに機械学 習を行い、高精度で、電流注入分布からビーム形状の予測および、ビーム **P**電極

形状から電流注入分布の予測を行った結果を報告する。

[実験]図1に、分割電極フォトニック結晶レーザーのp側の顕微鏡写真 を示す。単一領域の電極サイズは100µm角とし、隣接領域同士が同位相 で同期して発振できるように、領域間距離を30µmとした。なお、レーザ ー光は裏面(n側窓電極)から出射される。各領域の駆動は、12ビットのデ ジタル入力をD/A変換により、アナログ電流値に変換させて行った。同 図中の赤い破線で囲った4×4領域に対し、デジタル入力値(電流値)をラ ンダムに変化させ、出射されるビーム形状を自動でかつ高速に測定し、



3万個のデータの収集を行った。また、機械学習のために、図2に示すような、入力層、前処理層、畳

前処理

入力層:注入分布

み込み層、全結合層、アップサンプリング 層、出力層からなる畳み込みニューラル ネットワーク(CNN)を構築した。本 CNN の入力は4×4領域へのデジタル入力値(電 流値)とし、出力はビーム形状(56×56 ピク セル)としており、収集したデータを用い て、学習を行った。図 3(a)に、一部の注入

分布に対して、本 CNN を用いて予測したビーム 形状と正解形状を示す。同図より、高精度でビーム 形状が予測できていることがわかる。また、3 千個 のテストデータを用いて、予測を行い、正解との一 致度を計算した結果、96%以上であることが分かっ た。さらに、指定されたビーム形状を得るために必 要な注入分布について、本学習モデルを用いて逆 算し、予測を行った。図 3(b)に、3 パターンの指定 されたビーム形状に対して、逆算・予測した注入分 布を示す。また、その分布を実際にレーザーに注入 したときに実験的に得られたビーム形状もあわせ て示す。その結果、ビーム形状は 94%程度の精度で 出力層:ビーム形状 豊み込み 全結合 アップサンプリング



図 2: 電流注入分布とビーム形状の関係を予測するための ニューラルネットワーク



図 3: 各予測方向に関するモデルの予測結果

- 致しており、高精度の予測を可能にした。以上のように、電流注入分布からビーム形状、また、ビーム形状から電流注入分布の高精度な予測に成功し、将来、本手法を発展させることで、オンデマンドな制御が可能になると期待される。本研究の一部は、戦略的イノベーション創造プログラム(SIP)の援助を受けた。[文献][1]小林他,2016年秋季応物,14p-P14-6.[2]深谷他,2020年春応物,14p-B415-13.[3] Menaka他,2020年秋応物,10p-Z18-8.[4] 中川他,2020年秋応物,10p-Z18-9.