

モデルベース深層学習を用いた超大容量空間多重光ファイバ伝送のモデル解明

代表研究者

五十嵐 浩司

大阪大学大学院基礎工学研究科システム創成専攻

1 研究背景

近年、デジタルコヒーレント伝送技術の実用化により、光ファイバ通信システムは大きな転換期を迎えている。従来、波長分散や偏波変動などの伝送歪みは光学デバイスによって補償されていたが、高速 A/D 変換器とデジタル信号処理技術の発展により、これらの伝送歪みを数学的なアルゴリズムによって補償することが可能となった。その結果、光ファイバ通信は物理現象を数理モデルとして記述し、それを用いてシステムを設計・最適化する研究分野へと発展している。

デジタルコヒーレント光通信における受信デジタル信号処理は、受信光信号から送信光信号を推定する逆問題として定式化できる。この逆問題を解くために、光ファイバ伝搬方程式をはじめとする物理モデルが広く利用されており、波長分散補償、偏波分離、搬送波位相推定、さらには非線形補償など、多くのデジタル信号処理アルゴリズムが物理モデルに基づいて構築されている。このように、物理モデルは現在の光ファイバ通信システムを支える最も重要な基盤技術の一つとなっている。

一方で、デジタルコヒーレント光通信では、これまでとは異なる新しい逆問題を考えることができる。すなわち、送信光信号と受信光信号の双方を既知とし、光ファイバ伝搬方程式に含まれる未知の物理パラメータや物理モデルそのものを推定する問題である。この逆問題が実現できれば、光ファイバ伝送路に内在する非線形係数や波長分散分布などの物理パラメータを推定できるだけでなく、従来理論では十分に解明されていない伝搬モデルそのものをデータから導出できる可能性がある。これは、従来の「信号を推定する逆問題」から、「物理モデルを推定する逆問題」への拡張であり、光通信システムを数理的に理解する新しい研究パラダイムと位置付けることができる。

しかしながら、光ファイバ伝搬は分散、偏波結合、モード結合および非線形光学効果などが複雑に相互作用する非線形偏微分方程式で記述されるため、この逆問題を解析的に解くことは一般に困難である。近年、物理モデルに学習可能なパラメータを組み込み、自動微分および勾配法を用いて未知パラメータを推定するモデルベース深層学習 (Physics-Informed Deep Learning) が注目されている。本手法は、従来のブラックボックス型深層学習とは異なり、既知の物理法則を積極的に活用しながら未知の物理パラメータや物理モデルをデータ駆動的に推定する新しい演繹手法である。

本研究では、モデルベース深層学習を超大容量空間多重光ファイバ伝送へ適用し、偏波多重系および空間多重系における非線形伝搬モデルの解明ならびに光ファイバ伝送路の物理パラメータ推定を行うことで、超大容量空間多重光ファイバ伝送の物理モデル解明を目的とした。

2 モデルベース深層学習による光ファイバ伝搬モデル解明

2-1 モデルベース深層学習の基本コンセプト

本研究では、モデルベース深層学習を用いて光ファイバ伝搬モデルの解明を行った。図 1 に、本研究で用いたモデルベース深層学習の概念図を示す。本手法では、実際の光ファイバ伝送系と、それを模擬する光ファイバ伝搬モデルを並列に構成する。両者へ共通の送信光信号を入力し、実伝送系から得られる受信光信号と、伝搬モデルから計算される受信光信号との誤差を損失関数として定義する。損失関数を最小化するように伝搬モデル中の学習可能パラメータを更新することで、実際の光ファイバ伝送路を最もよく再現する物理モデルをデータ駆動的に推定する。一般的な深層学習では、ニューラルネットワークの重みを学習することにより、入力と出力の関係をブラックボックス的に近似する。一方、本研究で用いるモデルベース深層学習では、光ファイバ伝搬方程式そのものを学習モデルとして用い、その中に学習可能な物理パラメータを組み込む。したがって、学習対象はニューラルネットワークの重みではなく、非線形係数や波長分散などの物理パラメータ、あるいは物理モデルそのものとなる。学習後に得られるパラメータは、単なる推定値ではなく物理的意味を有することが本手法の最大の特徴である。図 1 に示すように、推定されたパラメータを物理的

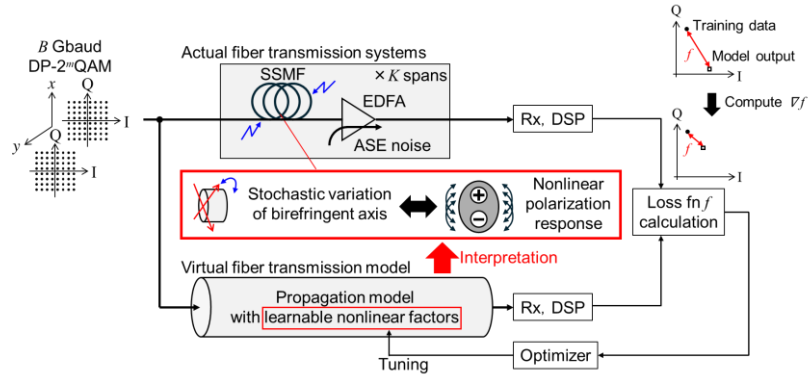


図1 モデルベース深層学習による光ファイバ伝搬モデル解明の概念図

に解釈することにより、光ファイバ伝搬を支配する物理現象を理解するとともに、未知の物理パラメータや物理モデルをデータ駆動的に解明することが可能となる。

本研究では、このモデルベース深層学習の枠組みを用いて、まず偏波多重光ファイバ伝送における非線形係数の偏波依存性を解明した。さらに、対象を強結合空間多重光ファイバへ拡張し、多モード伝搬における非線形因子を導出した。加えて、未知物理パラメータ推定問題へ展開し、光ファイバ波長分散プロファイル推定へ適用した。以下では、モデルベース深層学習による光ファイバ伝搬モデル解明の具体例として、非線形係数の偏波依存性、空間多重光伝送における非線形因子、および光ファイバ波長分散プロファイル推定について述べる。

2-2 偏波多重光伝送における非線形係数の偏波依存性

光ファイバ通信では、光カー効果に起因する非線形光学効果が伝送性能を制限する主要因となる。偏波多重光伝送では、自己偏波変調 (Self-Polarization Modulation: SPoLM) および相互偏波変調 (Cross-Polarization Modulation: XPoLM) が発生するが[1]、光ファイバ中のランダムな複屈折によって偏波状態が伝搬方向に沿って回転するため、これらの非線形効果は統計的に平均化される。その結果、SPoLM および XPoLM の非線形因子はともに $8/9$ へ縮退し、偏波多重光信号の伝搬は Manakov 伝搬方程式によって記述される[2, 3]。この Manakov モデルは現在の光ファイバ通信における標準的な伝搬モデルであるが、偏波回転が十分でない場合にその近似がどの程度成立するかについては十分な検討が行われていなかった。

本研究では、モデルベース深層学習を用いて偏波依存非線形効果の統計的性質をデータ駆動的に解析した。図2に解析モデルを示す。教師データ生成用の光ファイバ伝送シミュレーションと、学習可能な非線形因子を組み込んだ仮想伝搬モデルを並列に構成し、両者の受信信号間の平均二乗誤差が最小となるように SPoLM および XPoLM の非線形因子を最適化した。実伝送路は3スパンの標準単一モード光ファイバから構成され、各ファイバは多数の短区間へ分割される。各区間では複屈折軸をランダムに設定することで、実際の光ファ

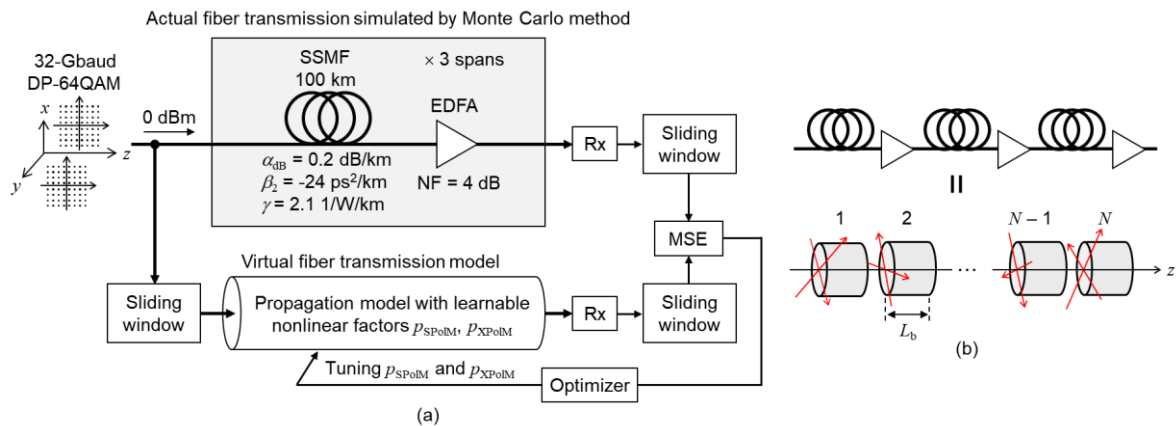


図2 偏波多重光伝送に対するモデルベース深層学習の解析モデル。(a) 実伝送路シミュレーションと仮想伝搬モデル、(b) ランダム複屈折を考慮した光ファイバモデル。

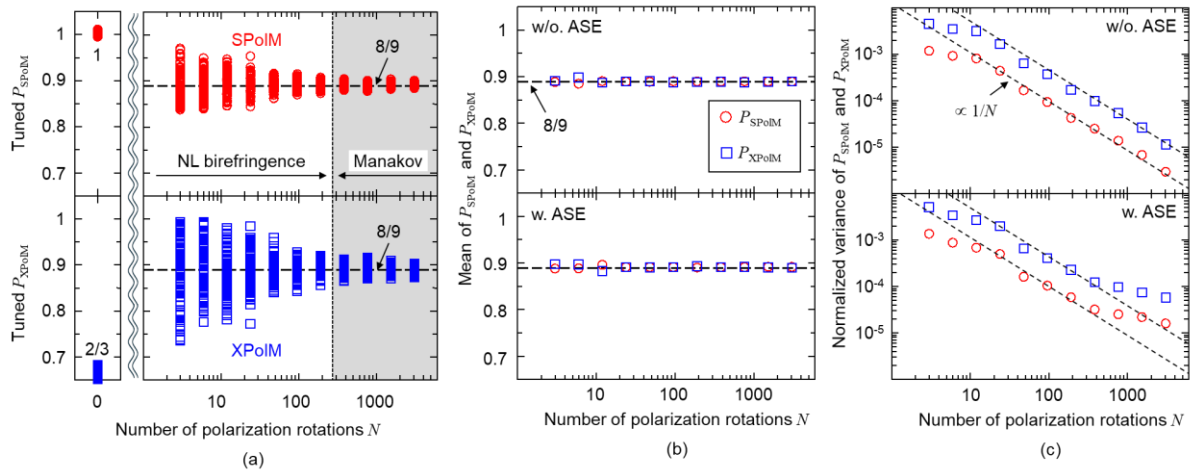


図3 モデルベース深層学習によって推定した偏波依存非線形因子の統計解析結果。(a) 偏波回転数に対する SPolM および XPolM の分布。(b) 非線形因子の平均値。(c) 非線形因子の分散。偏波回転数の増加に伴い、平均値は 8/9 へ収束し、分散は減少することが確認された。

イバにおける偏波回転をモデル化した。

図3に、推定された SPolM および XPolM の非線形因子を示す。偏波回転回数が少ない場合には、推定された非線形因子は大きなばらつきを示し、SPolM および XPolM は 8/9 へ完全には縮退しなかった。一方、偏波回転回数の増加に伴い、両非線形因子はともに 8/9 へ収束し、そのばらつきも小さくなることを確認した。また、複数回のモンテカルロシミュレーションに基づく統計解析より、非線形因子の平均値は偏波回転回数によらずほぼ 8/9 となる一方、その分散は偏波回転回数の増加とともに単調に減少することを明らかにした。この結果は、多数の偏波回転によって非線形効果が統計的に平均化されることを定量的に示している。

さらに、偏波回転1回当たりの平均長を 50 m と仮定して伝送距離へ換算した結果、約 10 km 以上の光ファイバ伝送では非線形因子の分散が十分小さくなり、Manakov 伝搬方程式を高精度な伝搬モデルとして適用できることを示した。一方、短距離光伝送では偏波依存非線形効果の揺らぎが無視できず、従来の Manakov モデルのみでは伝搬特性を十分に記述できない可能性を明らかにした。

以上より、本研究では、モデルベース深層学習を用いて偏波多重光ファイバ伝送における非線形因子をデータ駆動的に推定し、Manakov 伝搬方程式の適用条件を定量的に評価した。本成果は、物理モデルの妥当性を検証するモデルベース深層学習の有効性を示すとともに、次節で述べる空間多重光ファイバ伝送における非線形モデル解明へ発展する基盤技術となった。

2-3 モデルベース深層学習を用いた光ファイバ波長分散分布推定

モデルベース深層学習を用いた光ファイバ伝送路パラメータ推定[4, 5]では、波長分散分布の推定は重要な応用の一つである。しかし、波長分散を学習対象とした場合には、非線形係数推定とは異なり、学習開始時に設定する初期値が真値から大きく離れると局所解へ収束し、正しい推定ができなくなるという課題がある。

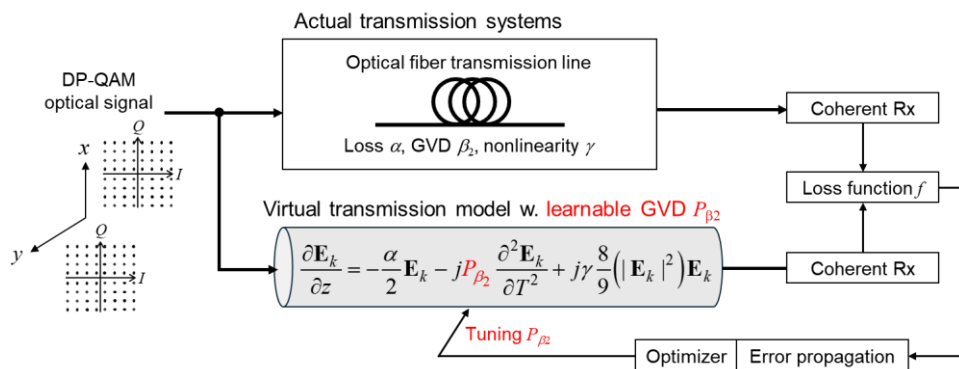


図4 モデルベース深層学習による波長分散推定モデルと損失関数解析結果。

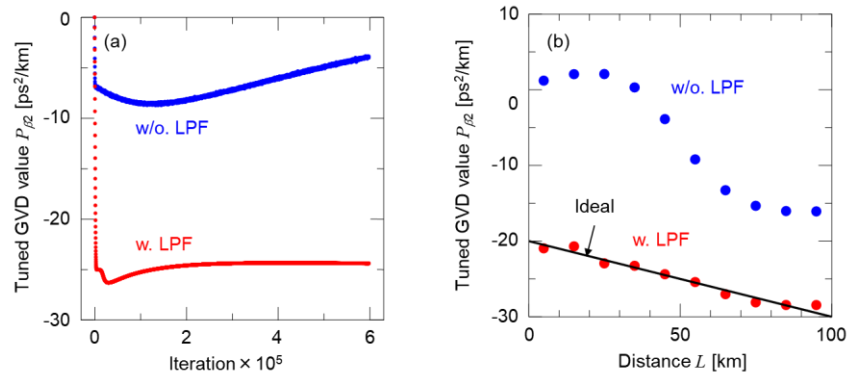


図5 提案したLPF法による波長分散分布推定結果。LPFを適用することで局所解への収束を回避し、光ファイバ長手方向の波長分散分布を高精度に推定できることを示す。

この初期値依存性は、長距離・広帯域な光伝送システムほど顕著となるため、モデルベース深層学習の実用化における重要な課題となっていた。

本研究では、この初期値依存性が生じる原因を理論的に解析した。波長分散のみを考慮した簡略化伝搬モデルを導入し、モデルベース深層学習で用いる損失関数を解析的に導出した。その結果、損失関数は周期関数となるため、凸性が保証される範囲が有限となり、推定可能な初期値範囲が信号帯域の二乗および伝送距離に反比例して狭くなることを明らかにした。さらに、数値シミュレーションにより、この解析結果が実際の光ファイバ伝送モデルとも良く一致することを確認した。図4に、モデルベース深層学習による波長分散推定モデルと、損失関数の解析結果を示す。理論解析より、損失関数の凸性は信号帯域および伝送距離に強く依存し、高速・長距離光伝送ほど推定可能な初期値範囲が著しく狭くなることが明らかとなった。

この問題を解決するため、本研究では損失関数へ低域通過フィルタ (Low-Pass Filter: LPF) を適用する新たな学習手法を提案した。参照データおよびモデル出力データから高周波成分を除去した後に損失関数を計算することで、損失関数の凸性を改善し、推定可能な初期値範囲を大幅に拡大できることを示した。

図5に、提案したLPF法を用いた波長分散分布推定結果を示す。従来法では局所解へ収束するため波長分散分布を正しく推定できないのに対し、提案法では光ファイバ長手方向の波長分散分布を高精度に再現できることを確認した。また、推定誤差 (RMSE) は 21.6 ps²/km から 1.46 ps²/km へと大幅に改善され、モデルベース深層学習による光ファイバ物理パラメータ推定の実用性を大きく向上できることを示した。

以上より、本研究では、モデルベース深層学習における波長分散推定の初期値依存性の原因を理論的に解明するとともに、その解決手法としてLPFを用いた学習法を提案した。本成果は、モデルベース深層学習を用いた光ファイバ物理パラメータ推定の高精度化に有効な手法であり、今後の光ファイバ伝送路モニタリングへの応用が期待される。

2-4 モデルベース深層学習による空間多重光ファイバ伝搬モデルの解明

前節では、モデルベース深層学習を用いて偏波多重光伝送における非線形因子を推定し、Manakov 伝搬方程式の適用条件を明らかにした。一方、空間多重光ファイバ伝送[6]では、偏波結合に加えてモード結合も考慮する必要があり、非線形光伝搬モデルはさらに複雑となる。特に、強結合空間多重光ファイバ (Strongly Coupled Multicore Fiber: SC-MCF) では、モード間非線形因子が平均化されることが予想されるものの、その縮退値は理論的にも導出されておらず、非線形伝搬モデルは未解明であった。非線形因子の導出は、非線形光伝搬の理解だけでなく、将来の非線形補償デジタル信号処理 (DSP) の設計においても重要な課題である。

そこで本研究では、モデルベース深層学習を強結合空間多重光ファイバへ適用し、モード間非線形因子をデータ駆動的に推定することで、空間多重光ファイバ伝搬モデルの解明を試みた。さらに、多重モード数を変化させた場合の非線形因子を系統的に推定し、多重モード数と非線形因子との関係を明らかにすることを目的とした。

図6に、本研究で用いたモデルベース深層学習の概念図を示す。モンテカルロ法による強結合空間多重光ファイバ伝搬シミュレーションを教師データとし、モード間非線形因子を学習可能パラメータとして組み込んだ伝搬モデルを構築した。伝搬シミュレーションとモデルとの受信信号間の平均二乗誤差を損失関数とし

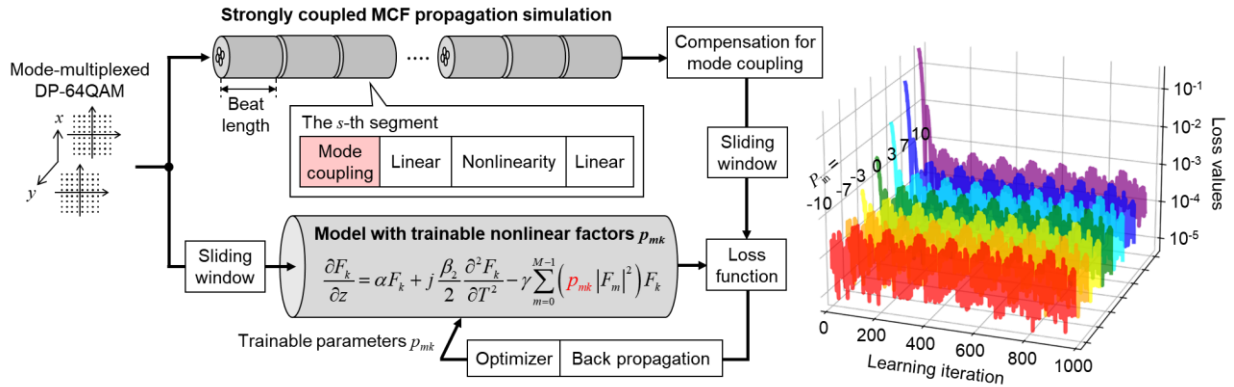


図6 モデルベース深層学習を用いた強結合空間多重光ファイバにおける非線形因子推定概念図。

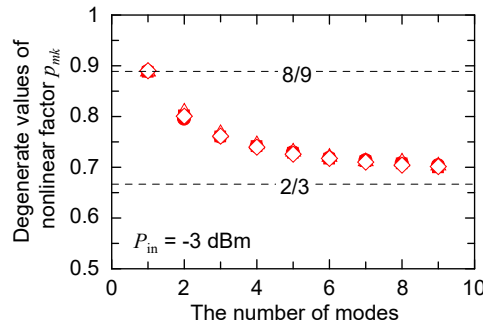


図7 モデルベース深層学習により推定した強結合空間多重光ファイバにおける非線形因子。モード数の増加に伴い、非線形因子は8/9から2/3へ単調に減少する。

て定義し、自動微分を用いた最適化によってモード間非線形因子を推定した。本手法により、従来理論的に未知であった非線形因子をデータ駆動的に導出することが可能となった。

まず、本手法の妥当性を確認するため、単一モード光ファイバへ適用した。その結果、偏波結合を考慮した場合には非線形因子は理論値である8/9へ縮退し、従来理論と良好に一致することを確認した。さらに、2コア強結合マルチコアファイバへ適用した結果、すべてのモード間非線形因子は約0.80へ縮退することを明らかにした。また、入力光パワーおよび波長分散を変化させても推定された非線形因子はほとんど変化せず、非線形因子は伝送条件ではなく光ファイバ構造によって決定される物理量であることを確認した。

図7に、多重モード数を1～9まで変化させた場合の推定結果を示す。偏波多重光伝送では非線形因子は8/9へ縮退することが知られているが、モード数の増加とともに非線形因子は単調に減少し、結合が存在しない場合の値である2/3へ漸近することを初めて明らかにした。この結果は、モード数の増加に伴って非線形効果がより多くのモードへ分散し、統計的平均化が進行することを示している。また、本手法により、多重モード数に応じた非線形因子を体系的に推定できることを実証した。

以上より、本研究では、モデルベース深層学習を用いて強結合空間多重光ファイバにおける未知の非線形因子を初めてデータ駆動的に導出するとともに、多重モード数と非線形因子との定量的関係を明らかにした。本成果は、従来理論的に未解明であった空間多重光ファイバの非線形伝搬モデルを解明した成果であり、超大容量空間多重光ファイバ伝送システムの高精度モデル化および非線形補償DSPの高度化に貢献するものである。

3 まとめ

本研究では、モデルベース深層学習を用いた光ファイバ伝搬モデル解明に関する研究を行った。まず、偏波多重光伝送における非線形因子の統計的性質を解析し、モデルベース深層学習を用いてManakov伝搬方程式の適用条件を定量的に明らかにした。さらに、光ファイバ波長分散分布推定における初期値依存性の発生原因を理論的に解明するとともに、低域通過フィルタを用いた学習法を提案し、高精度な波長分散分布推定

を実現した。さらに、モデルベース深層学習を強結合空間多重光ファイバへ拡張し、従来理論的に未解明であったモード間非線形因子をデータ駆動的に推定した。その結果、多重モード数の増加に伴って非線形因子が $8/9$ から $2/3$ へ単調に減少することを初めて明らかにし、超大容量空間多重光ファイバ伝送における非線形伝搬モデルの解明に成功した。

以上の成果は、モデルベース深層学習が光ファイバ伝搬モデルの検証、未知物理パラメータ推定、および未知物理モデルの解明まで一貫して適用可能であることを示したものである。本研究で得られた知見は、超大容量空間多重光ファイバ伝送システムの高精度モデル化に貢献するとともに、将来の非線形補償デジタル信号処理、光ファイバ伝送路モニタリング、およびデータ駆動型光通信システム設計への応用が期待される。

【参考文献】

- [1] Y. R. Shen, The Principle of Nonlinear Optics, Wiley, 1984.
- [2] P. K. A. Wai, C. R. Menyuk, and H. H. Chen, “Stability of solitons in randomly varying birefringent fibers,” Opt. Lett., vol. 16, no. 16, pp. 1231-1233, August 1991.
- [3] P. K. A. Wai and C. R. Menyuk, “Polarization mode dispersion, decorrelation, and diffusion in optical fibers with randomly varying birefringence,” J. Lightwave Technol., vol. 14, no. 2, pp. 148-157, March 1996.
- [4] T. Tanimura et al., J. Lightw. Technol., 38(9), 2726, 2020.
- [5] T. Sasai et al., J. Lightw. Technol., 40(8), 2390, 2022.
- [6] P. Sillard et al., Proc. IEEE, 110(11), 1804, 2022.

〈発 表 資 料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
光ファイバ伝送における偏波依存非線形効果の確率変動に対するモデルベース深層学習	電子通信学会光通信システム(OCS)研究会	2025 年 6 月
Physics-informed Machine Learning for Modeling Dual-polarization Single-mode Fiber Transmission with Statistical Polarization Rotation	OECC2025	2025 年 7 月
光ファイバ波長分散分布推定のためのモデルベース深層学習	電子通信学会光通信システム(OCS)研究会	2026 年 1 月
モデルベース深層学習を用いた強結合マルチコアファイバにおける非線形縮退因子の推定	電子通信学会光通信システム(OCS)研究会	2026 年 1 月
Data-Driven Estimation of Nonlinear Factors in Strongly Coupled Multicore Fibers Using Physics-Informed Machine Learning	OFC2026	2026 年 3 月