

# Modélisation par un réseau de neurones artificiels de la propagation non linéaire d'ondes périodiques dans une fibre optique

Sonia BOSCOLO <sup>1</sup>, John M. DUDLEY <sup>2</sup>, and Christophe FINOT <sup>3,\*</sup>

<sup>1</sup> *Aston Institute of Photonic Technologies, Aston University, Birmingham, United Kingdom*

<sup>2</sup> *Institut FEMTO-ST, UMR 6174 CNRS-Université de Franche-Comté, Besançon, France*

<sup>3</sup> *Laboratoire Interdisciplinaire Carnot Bourgogne, UMR 6303 CNRS – Université de Bourgogne, Dijon, France*

*\*christophe.finot@u-bourgogne.fr*

## RESUME

Nous utilisons un réseau neuronal pour prédire l'évolution spectro-temporelle d'une forme d'onde périodique lors de la propagation non linéaire dans une fibre optique. Cette approche permet d'explorer efficacement l'espace des paramètres d'entrée pour générer des peignes de fréquence à la demande ou pour observer des phénomènes de focalisation spectrale/temporelle significatifs

**MOTS-CLEFS :** *propagation non-linéaire ; peignes de fréquence ; réseaux neuronaux*

## 1. INTRODUCTION

Ces dernières années ont vu un intérêt croissant pour l'application des techniques d'apprentissage automatique aux systèmes photoniques et, en particulier, pour la caractérisation et le contrôle de la dynamique de propagation ultra-rapide [1]. Nous avons introduit avec succès l'utilisation des réseaux de neurones (NN) comme un substitut efficace à l'équation de Schrödinger non linéaire (NLSE) dans la modélisation de l'évolution des impulsions ultra-brèves [2, 3] ou bien pour prédire la génération de supercontinua [4]. Mais la non-linéarité Kerr de la fibre n'affecte pas seulement la propagation des impulsions ultra-courtes : une onde continue modulée périodiquement subira elle-aussi un échange d'énergie entre les lignes spectrales qui composent son spectre ainsi qu'un changement de phase relative entre ses composantes fréquentielles. De nouvelles composantes également espacées émergeront, donnant lieu à un peigne de fréquence, accompagné d'un remodelage profond du profil temporel d'intensité, conduisant généralement à des trains d'impulsions à très haut taux de répétition [5]. Dans cet article, nous mettons en œuvre un NN pour prédire l'évolution spectro-temporelle d'une forme d'onde périodique dans une fibre [6]. Les régimes de dispersion du second ordre normal et anormal de la fibre sont explorés, et la vitesse du NN est exploitée pour sonder l'espace des paramètres d'entrée pour la génération de peignes à la demande ou pour l'apparition d'une focalisation temporelle ou spectrale significative.

## 2. METHODES, RESULTATS, ET DISCUSSION

Le problème général exploré dans cette communication est la propagation non linéaire de deux types de formes d'onde périodiques, qui ont déjà été étudiées dans le contexte de la mise en forme linéaire [7] : une onde continue modulée à la fréquence  $f_m$ , donnant un spectre optique composé d'une composante centrale et de deux bandes latérales à  $\pm f_m$ , et une onde dont le spectre se compose de quatre raies spectrales sans aucun fond continu. Les données des simulations numériques de NLSE basées sur l'algorithme standard de transformée de Fourier à pas séparés sont utilisées pour entraîner un NN et valider ses prédictions. Nous utilisons un NN à propagation avant reposant sur l'algorithme de rétropropagation de

régularisation bayésienne et comprenant trois couches cachées. Le NN apprend le modèle NLSE à partir d'un ensemble de centaines de milliers de données de simulation (parties réelle et imaginaire du champ spectral) pour le régime de dispersion anormal ou normal de la fibre et correspondant à des combinaisons de paramètres d'entrée choisies de manière aléatoire : le rapport d'amplitude  $A$  de la composante centrale de fréquence du spectre optique aux bandes latérales, le décalage de phase spectrale  $\varphi$  des bandes latérales par rapport à la composante centrale, la longueur de propagation normalisée  $\xi$  et le nombre d'ordre de soliton  $N$ . Après entraînement, le NN est utilisé pour générer un ensemble distinct de dizaines de millions de données non utilisées lors de l'étape d'entraînement. La force du NN entraîné réside dans sa rapidité fulgurante : en moins d'une minute, il peut prédire les caractéristiques de sortie de cet ensemble de données important avec une grande précision. Par conséquent, il peut explorer les combinaisons des paramètres d'entrée en 4D conduisant à générer temporellement ou spectralement des objectifs donnés sans être piégé dans des optima locaux.

La Figure 1 illustre quelques exemples de performances du NN. Dans les panneaux (a1) et (a2), le NN a été invité à identifier les paramètres d'entrée permettant la formation de spectres optiques composés de neuf raies spectrales d'intensité égale et de six raies spectrales d'intensité égale mais avec la composante centrale supprimée. La condition initiale est, pour ces deux exemples, composée de trois composantes fréquentielles évoluant dans une fibre à dispersion anormale. Les prédictions du NN montrent un bon accord avec les résultats du

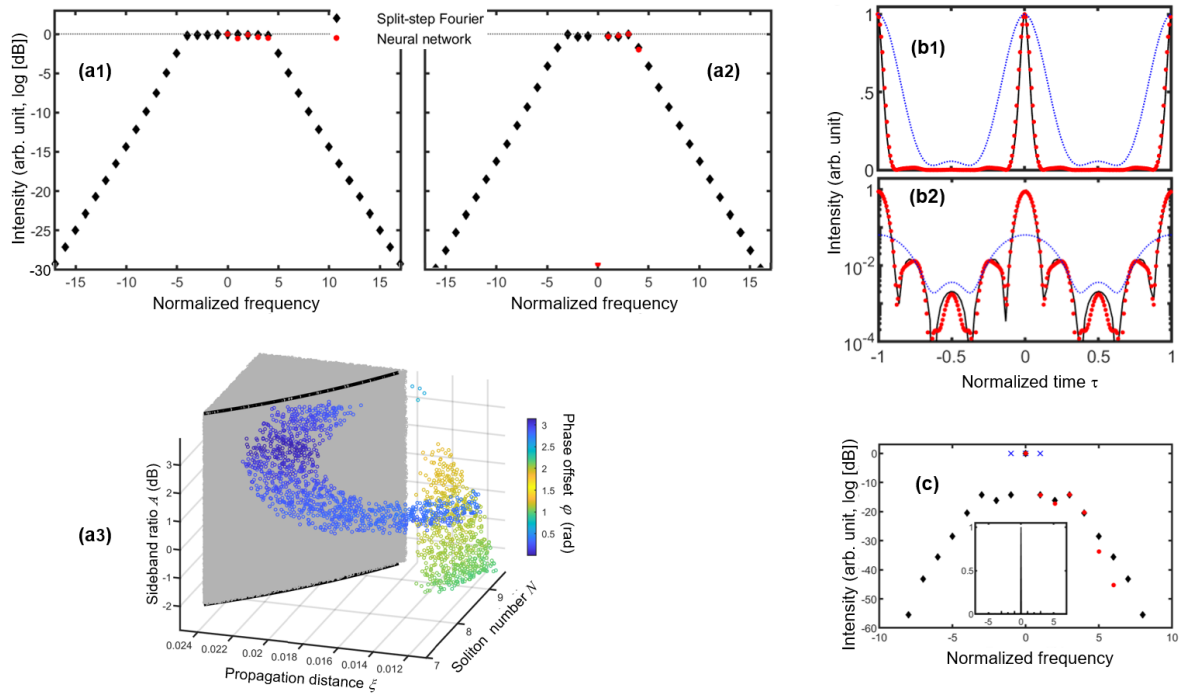


Figure 1. Divers exemples d'utilisation du NN. (a) Génération de peignes de fréquence à la demande dans une fibre à dispersion anormale : (a1,a2) Peignes composés respectivement de 9 raies spectrales d'amplitude égale et de 6 raies spectrales d'amplitude égale mais avec la composante centrale annulée ; (a3) Régions de l'espace des paramètres d'entrée permettant la formation de peignes à grande platitude. (b) Focalisation temporelle dans une fibre à dispersion anormale : génération d'un train d'impulsions avec la puissance-crête la plus élevée par rapport à la puissance moyenne (représentée sur des échelles linéaire et logarithmique dans les panneaux 1 et 2, respectivement). (c) Spectre généré lors de la focalisation spectrale dans une fibre à dispersion normale. Les prédictions du NN (cercles rouges) sont comparées aux résultats des simulations numériques NLSE (diamants ou lignes noires). Sont également montrées les conditions initiales à l'entrée de la fibre (croix bleues).

modèle NLSE. Le graphique de dispersion dans le panneau (a3) met en évidence l'existence de deux régions distinctes dans l'espace des paramètres d'entrée qui favorisent la formation de peignes de fréquence très plats. Nous constatons qu'il est également possible d'obtenir un peigne plat à partir des bandes latérales de plus faible intensité que la composante centrale, ainsi que des bandes latérales de plus forte intensité. Comme notre NN tient compte à la fois de l'intensité spectrale et des caractéristiques de phase du peigne généré, il est facile de reconstruire les propriétés temporelles du train d'impulsions correspondant. Dans le panneau (b), le NN a exploré l'espace des paramètres d'entrée pour chercher le train d'impulsions ayant le rapport le plus élevé entre puissance crête et puissance moyenne. Le profil temporel de l'onde comprimée prédit par le NN est une fois encore en très bon accord avec celui obtenu à partir de la simulation NLSE, même lorsqu'il est tracé sur une échelle logarithmique. Nous vérifions également que le NN peut reconstruire efficacement l'évolution temporelle longitudinale de la forme d'onde initiale. Les résultats présentés dans le panneau (c) se réfèrent au processus de focalisation spectrale se déroulant dans une fibre à dispersion normale. À partir de trois raies spectrales d'amplitude égale, le NN a pu identifier une combinaison de phase spectrale et de paramètres de propagation conduisant à une remarquable inversion du mélange à quatre ondes. Plus de 80 % de l'énergie totale est concentrée dans la composante de fréquence centrale tandis que le niveau d'intensité des composantes voisines est plus de 15 dB plus bas. D'autres résultats, y compris la génération de peignes de fréquence personnalisés et des ondes optiques de type mascaret [8] dans le régime de dispersion normale, seront discutés.

### 3. CONCLUSION

Nous avons démontré la capacité d'un réseau de neurones entraîné à identifier les paramètres du système d'entrée nécessaires pour générer des peignes de fréquence à la demande dans une fibre optique non linéaire à partir de conditions initiales périodiques comprenant trois ou quatre composantes spectrales. La prédiction précise des évolutions longitudinales des profils d'intensité dans les domaines temporel et fréquentiel par le réseau de neurones pour les régimes de dispersion anormale et normale de la fibre a permis de reproduire les processus de formation d'impulsions ultra-courtes, de compression spectrale et de ondes solitaires impliqués dans l'ESNL.

### REFERENCES

1. G. Genty, L. Salmela, J. M. Dudley, D. Brunner, A. Kokhanovskiy, S. Kobtsev, and S. K. Turitsyn, "Machine learning and applications in ultrafast photonics," *Nat. Photon.* **15**, 91-101 (2021).
2. S. Boscolo and C. Finot, "Artificial neural networks for nonlinear pulse shaping in optical fibers," *Opt. Laser Technol.* **131**, 106439 (2020).
3. S. Boscolo, J. M. Dudley, and C. Finot, "Modelling self-similar parabolic pulses in optical fibres with a neural network," *Results in Optics* **3**, 100066 (2021).
4. L. Salmela, N. Tspinakis, A. Foi, C. Billet, J. M. Dudley, and G. Genty, "Predicting ultrafast nonlinear dynamics in fibre optics with a recurrent neural network," *Nature Machine Intelligence* **3**, 344-354 (2021).
5. S. Pitois, C. Finot, J. Fatome, and G. Millot, "Generation of 20-GHz picosecond pulse trains in the normal and anomalous dispersion regimes of optical fibers," *Opt. Commun.* **260**, 301-306 (2006).
6. S. Boscolo, J. M. Dudley, and C. Finot, "Predicting nonlinear reshaping of periodic signals in optical fibre with a neural network," *Opt. Commun.* **542**, 129563 (2023).
7. C. Finot, "40-GHz photonic waveform generator by linear shaping of four spectral sidebands," *Opt. Lett.* **40**, 1422-1425 (2015).
8. J. Fatome, C. Finot, G. Millot, A. Armaroli, and S. Trillo, "Observation of Optical Undular Bores in Multiple Four-Wave Mixing," *Phys. Rev. X* **4**, 021022 (2014).