

Моделирование нелинейной динамики оптических импульсов в лазерных системах методами машинного обучения

**А.Е. Беднякова^{1,*}, К.П. Сараева¹, А.А. Редюк¹,
М.С. Мишевский², А.А. Мкртчян², Ю.Г. Гладуш²**

¹Новосибирский государственный университет, Новосибирск

²Сколковский институт науки и технологий, Москва

*E-mail: Anastasia.bednyakova@gmail.com

DOI:10.31868/RFL.2024.236-238

Нелинейная эволюция ультракоротких импульсов в волоконных лазерных системах требует комплексного подхода, сочетающего экспериментальные исследования и теоретический анализ. Традиционно для теоретического исследования дисперсионных и нелинейных эффектов в волоконном световоде применяются методы математического моделирования, которые позволяют детально изучить влияние нелинейных эффектов и оптимизировать параметры системы. Однако численные методы имеют ограничения, такие как высокие временные затраты и необходимость больших вычислительных ресурсов.

В последнее время благодаря росту вычислительных мощностей широкое распространение получили методы машинного обучения, основанные на использовании искусственных нейронных сетей с множеством слоев – методы глубокого обучения [1]. Первые примеры использования методов глубокого обучения для предсказания динамики электромагнитного поля в волоконном световоде основаны на методах обучения без учителя для решения нелинейного уравнения Шрёдингера (НУШ) с использованием полносвязных нейронных сетей в качестве универсальных аппроксиматоров [2]. В современных применениях алгоритмы глубокого обучения зачастую ограничиваются полносвязными нейронными сетями для решения широкого спектра задач, среди которых замена итеративных алгоритмов восстановления в частотно-разрешенном оптическом стробировании (frequency-resolved optical gating, FROG) [3], решение прямой и обратной задачи предсказания профиля импульса на выходе из волоконного световода [4], предсказание характеристик суперконтинуума без использования информации о фазе [5], определение характеристик излучения в режиме модуляционной неустойчивости [6].

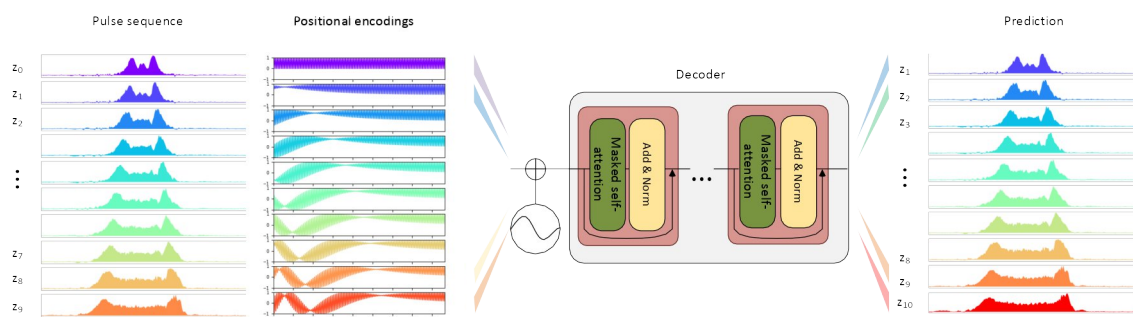


Рис. 1. Схема нейронной сети трансформер-декодер с механизмом самовнимания.

Целью данной работы является исследование возможностей использования нейронных сетей для прогнозирования нелинейной динамики ультракоротких импульсов в волоконном световоде. Поскольку задача моделирования

распространения импульса в световоде полностью эквивалентна задаче прогнозирования временных рядов, эффективным решением могут стать архитектуры, широко используемые для задачи прогнозирования временных рядов, например, рекуррентные нейронные сети (recurrent neural network, RNN). Так, в работе [7] была продемонстрирована возможность использования сети с долгой краткосрочной памятью (long short-term memory, LSTM) для прогнозирования динамики распространения электромагнитного поля вдоль пассивного световода.

Нами были реализованы современные архитектуры, способные моделировать эволюцию спектральной и временной интенсивности пикосекундных импульсов вдоль активного волокна – biLSTM [8] и Трансформер-декодер (рис.1). Новизна исследования заключается в том, что, в отличие от большинства существующих работ, в которых используются методы глубокого обучения для изучения динамики в пассивных волокнах, нейросеть была обучена прогнозированию более сложной нелинейной эволюции электромагнитного поля в активном световоде с учетом динамически изменяющегося профиля усиления и вынужденного комбинационного рассеяния. Также параметры начального импульса варьировались в широких пределах: солитонное число N изменялось от 0.03 до 300, что привело к большому разнообразию режимов распространения и позволило качественно оценить предсказательные способности нейросети. Обучение нейросети в этом диапазоне параметров требует обобщения различных режимов распространения, что является сложной задачей. Был проведен анализ ошибок предсказания предложенных архитектур и построены подробные карты ошибок во всей области параметров начального импульса. В работе продемонстрировано, что единственная нейронная сеть, обученная на неоднородных результатах численного моделирования, может быстро и точно воспроизводить сложную динамику нелинейного аттрактора внутри волоконного усилителя в широком диапазоне начальных параметров.

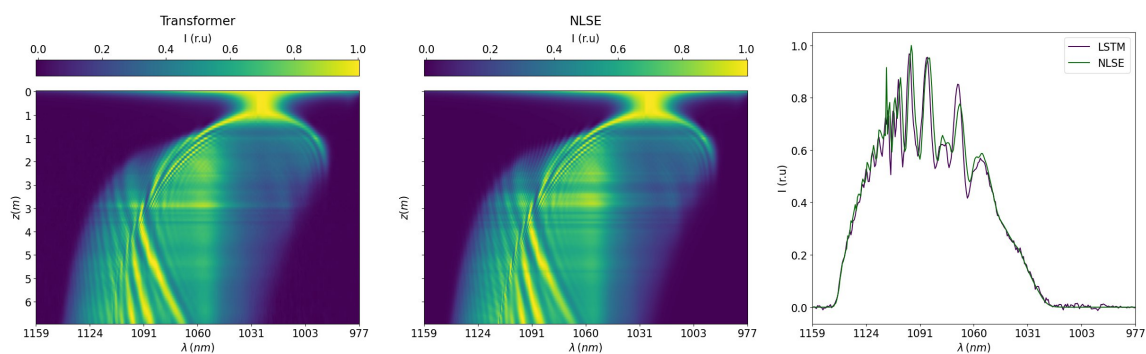


Рис.2. Сравнение эволюции спектра импульса вдоль световода, рассчитанной с использованием НУШ, и прогноза, сделанного с помощью модели трансформер-декодер.

Архитектура трансформер-декодер превосходит biLSTM по качеству предсказаний, устойчива к "холодному старту" и допускает пропуски во входных последовательностях данных, что делает её более перспективной для практических приложений. Пример предсказания спектральной эволюции импульса с помощью модели трансформер-декодер в сравнении с результатами численного моделирования показан на рис. 2. Следующий шаг — адаптация нейросети к реальным экспериментальным условиям. Результаты дообучения нейросети, обученной сначала на результатах численного моделирования, а затем на экспериментальных данных, будут представлены на конференции.

Таким образом, методы глубокого обучения позволяют быстро и точно предсказывать эволюцию импульса в оптическом усилителе, значительно превосходя традиционные численные методы по скорости (ускорение в ~ 2000 раз), а также имеют потенциал для применения в реальных экспериментальных приложениях, когда точные характеристики элементов системы оказываются неизвестны.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (FSUS-2021-0015).

Литература

- [1] P.Freire, et al, *Adv. Opt. Photon.* **15**, 739-834 (2023)
- [2] M. Christopher, S. Caesar, *Optics Express* **9** (2), 72–84 (2021)
- [3] J. Ott, C. Gardner et al., *Scientific reports* **12** (1), 5299 (2022).
- [4] S. Boscolo, J.M. Dudley, C. Finot, *Results in Optics* **3**, 100066 (2021).
- [5] L. Salmela, C. Lapre, J.M. Dudley, G.Genty, *Scientific Reports* **10** (1), 9596 (2020)
- [6] G. Naveenta, C. Amol, L. Brejesh, *Optical Fiber Technology* **64**, 102540 (2021).
- [7] L. Salmela, N. Tsipinakis, A. Foi et al., *Nature machine intelligence* **3** (4), 344-354 (2021).
- [8] K. Saraeva, A.Bednyakova, *Photonics* **11** (2), 126 (2024)