

Восстановление волнового фронта фемтосекундных лазерных импульсов среднего инфракрасного диапазона при помощи методов машинного обучения

Н. В. Якушкин^{1,*}, А. В. Митрофанов^{2,3,4}, М. В. Рожко^{1,3}, Н. Г. Ирошников¹, Д. А. Сидоров-Бирюков^{1,3,4}

¹Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова,
физический факультет, кафедра общей физики и волновых процессов
Россия 119991, Москва, Ленинские горы, д. 1, стр. 2

²ИПЛИТ РАН – филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН. Россия 140700, Московская область, Шатура

³Российский квантовый центр. Россия 143025, Московская область, Сколково

⁴Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт». Россия 123182, Москва
(Поступила в редакцию 14.06.2023; подписана в печать 28.08.2023)

В работе показана возможность применения свёрточных нейронных сетей для задач восстановления волнового фронта лазерного пучка по распределению интенсивности излучения в поперечной плоскости на некотором расстоянии за фокусирующей системой. Найдено оптимальное расстояние от фокусирующей системы до плоскости снятия интенсивности для восстановления параметров лазерного пучка, при котором ошибка для среднеквадратичного отклонения амплитуд полиномов Цернике резко уменьшается. На сгенерированной компьютером выборке пучков с различными типами аберраций обучена нейронная сеть для восстановления волнового фронта реальных пучков при наличии шумов.

PACS: 42.62.b

УДК: 535-1

Ключевые слова: лазерное излучение среднего ИК-диапазона, релятивистские интенсивности, волновой фронт, нейронные сети, адаптивные оптические системы.

ВВЕДЕНИЕ

Взаимодействие мощных лазерных импульсов среднего инфракрасного диапазона с веществом является актуальной и интересной задачей современной физики [1–3]. Характер взаимодействия лазерных импульсов с веществом во многом определяется их интенсивностью [4]. Повышение интенсивности излучения в области взаимодействия с мишенью может достигаться как оптимальной компрессией импульса во временной области, так и путем минимизации размера фокального пятна, в том числе при оптимизации формы волнового фронта лазерного пучка. Отличие волнового фронта от плоского, обусловленное аберрациями, может существенно уменьшить пиковую интенсивность при фокусировке. В мощных лазерных системах основными источниками аберраций являются наведённые тепловые эффекты в усилителях, дефекты отдельных оптических элементов, неточности при их установке и атмосферная турбулентность. Для устранения аберраций в оптических системах применяют деформируемые зеркала (ДЗ). Как правило, в паре с ДЗ используется датчик волнового фронта (ДВФ), обычно датчик Шака–Гартмана [5–8]. Труднодоступность и дороговизна массивов микролинз, прозрачных в среднем ИК диапазоне, а также низкое разрешение пироэлектрических профилометров пучка ограничивает возможности создания и применения датчика Шака–Гартмана. В таких случаях необходимо использовать другие методы восстановления волнового фронта пучка и коррекции аберраций.

В работе [9] было продемонстрировано создание адаптивной оптической системы со сдвиговым интерферометром в цепи обратной связи, при этом был использован ЖК-модулятор фазы для управления ВФ. Эксперимент показал, что данная система позволяет уменьшить фазовые искажения на порядок. В работе [10] был использован итерационный алгоритм, позволяющий восстанавливать ВФ на основе серии измерений интенсивности в различных плоскостях. Авторами была показана возможность восстанавливать ВФ с помощью различных оптических систем, в том числе и нелинейных. Также было продемонстрировано преимущество метода итерационного восстановления ВФ по серии измерений над методом восстановления ВФ лишь по двум распределениям интенсивности в поперечном сечении пучка (перед линзой и в фокусе). В работе [11] был применён метод параллельного стохастического градиентного спуска к задаче коррекции аберраций в оптической системе. В приведённых экспериментах была продемонстрирована сходимость используемого метода за 600–2000 итераций и получение числа Штреля в 0.80–0.95. В работах [12, 13] был применён генетический алгоритм для увеличения выхода, соответственно, ТГц и микроволнового излучения при филаментации в газе. Недостатком такого рода алгоритмов (т.е. основанных на итерационном подборе параметров деформируемого зеркала для оптимизации ВФ под конкретную задачу) можно считать относительно большое время коррекции аберраций — порядка нескольких минут.

* iakushkin.nv19@physics.msu.ru

1. ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ АДАПТИВНОЙ ОПТИКИ

В последнее время начинает набирать популярность применение методов машинного обучения для решения обратной задачи восстановления фазы по косвенным измерениям, которые показывают более высокое быстродействие, чем рассмотренные ранее алгоритмы. Чаще всего для этого используют свёрточные нейронные сети (СНС) [14, 15], которые в основном предназначаются для работы со структурированными данными, в частности, изображениями, т.е. двумерными (в случае чёрно-белых изображений) или трёхмерными (в случае цветных изображений) массивами. СНС состоят из слоёв, каждый из которых преобразует входные данные в выходные $f_m : A^{m+1} \rightarrow A^m$. Вся СНС осуществляет преобразование $f : X \rightarrow y$, которое является последовательной композицией f_m . В СНС первым слоем обычно является свёрточный слой. Преобразование им входных данных f_m описывается формулой (1), где $A_l^{(m)}$ — l -й канал выходных данных, $A_k^{(m-1)}$ — k -й канал входных данных, $W_{lk}^{(m)}$ — ядра, с которыми сворачиваются данные (матрица) и определяемые при обучении, b_k^m — смещение, также определяемое при обучении, $*$ — операция двумерной свёртки, а g_m — функция активации (нелинейное преобразование входных данных, применяемое поэлементно):

$$A_l^{(m)} = g_m \left(\sum_k W_{lk}^{(m)} * A_k^{(m-1)} + b_k^m \right). \quad (1)$$

Иногда используется свёртка с расширением (*dilated convolution*), при которой вместо обычной свёртки в (1) используется свёртка вида (2), где d — порядок расширения:

$$(f * g)_{ij} = \sum_{s,p} f_{i-pd,j-sd} g_{ij}. \quad (2)$$

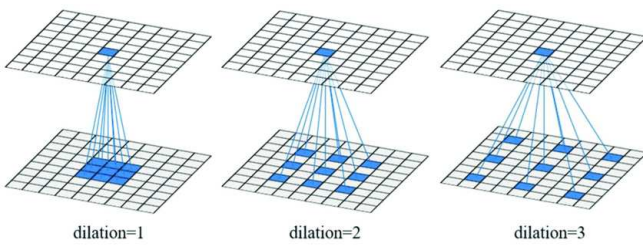


Рис. 1. Иллюстрация работы свёртки с расширением (dilation) [16]

В результате получаются карты активации, которые подаются на вход следующему слою. После свёрточных слоёв данные попадают на агрегационные (pooling) слои, уменьшающие размеры карт активации. Чаще всего применяется операция max-pooling, при которой карты активации разбиваются на квадраты и из

каждого выбирается максимальное значение. Помимо описанных выше слоёв, в архитектурах типа ResNet [17] для повышения производительности используется остаточное соединение (residual connection), схема которого представлена на рис. 2

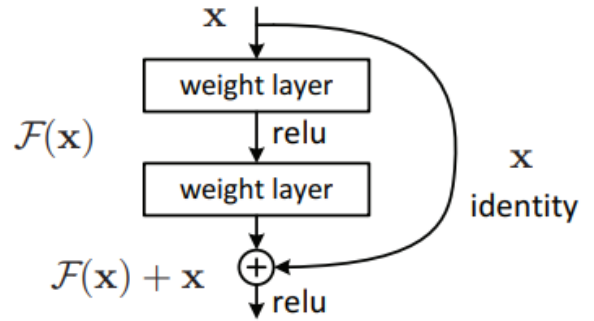


Рис. 2. Иллюстрация работы остаточного соединения [17]

После прохода через некоторое количество свёрточных и агрегационных слоёв данные из трёхмерных преобразуются в одномерные путём «растягивания» и подаются на вход полносвязным слоям, их преобразование f_m описывается формулой (3), где $x_i^{(m)}$ — выходные данные m -ого слоя, $x_j^{(m-1)}$ — входные, $w_{ij}^{(m)}$ — веса слоя, определяемые при обучении.

$$x_i^{(m)} = g_m \left(\sum_j w_{ij}^{(m)} x_j^{(m-1)} + b_i^m \right). \quad (3)$$

Имея обучающую выборку, т.е. множество примеров X_i , для которых известен правильный ответ модели $y_i^{(true)}$, можно ввести функцию потерь (4) — меру того, насколько близки ответы модели $y_i^{(pred)}$ к правильным. Сумма в (4) идёт по обучающей выборке.

$$L = \sum_i L_1(y_i^{(true)}, y_i^{(pred)}) \quad (4)$$

Функцию (4) можно рассматривать как сложную функцию от параметров различных слоёв модели и применять к ней различные методы поиска минимума. В задачах регрессии в качестве функции потерь чаще всего берётся квадратичная разность (5).

$$L_1(a, b) = \sum_i (a_i - b_i)^2. \quad (5)$$

В [18] удалось реализовать СНС, способные по аттосекундным стрик-спектрограммам восстанавливать временную фазу аттосекундных импульсов с центральной длиной волны, лежащей в области вакуумного ультрафиолета. В [19] нейронная сеть научилась восстанавливать форму волнового фронта пучка малой интенсивности. В [20, 21] была продемонстрирована возможность использования нейронных сетей для распознавания волнового фронта пучка по поперечному распределению интенсивности вблизи фокуса. В нашей

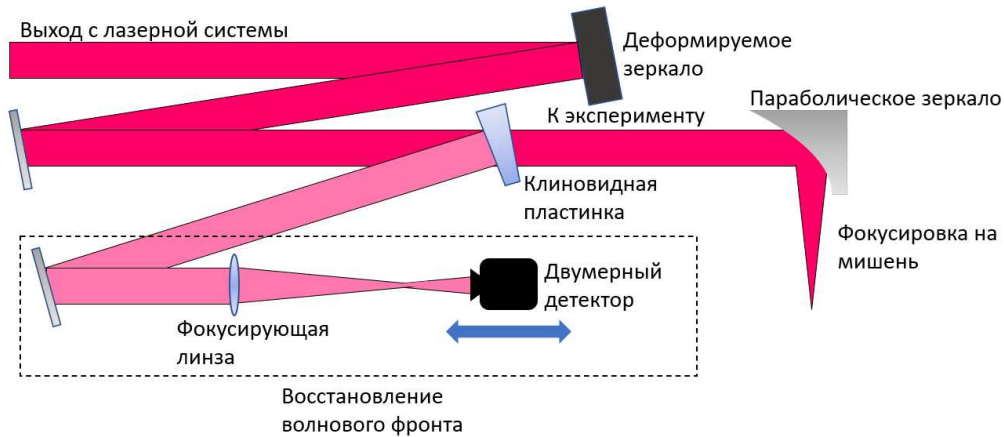


Рис. 3. Схема эксперимента

работе мы исследовали возможности и ограничения данного метода для восстановления волнового фронта при различных расстояниях от фокальной плоскости до плоскости детектора лазерного излучения в условиях наличия случайной шумовой составляющей, а также его применимость для коррекции аббераций лазерного излучения ДЗ с целью повышения интенсивности в фокусе.

Идея экспериментальной реализации метода изображения дана на рис. 3. Волновой фронт лазерного излучения оптимизируется ДЗ и затем направляется на фокусирующее внеосевое параболическое зеркало. Часть излучения после ДЗ подается на фокусирующую линзу и регистрируется детектором, положение которого можно изменять относительно фокуса линзы.

2. СОЗДАНИЕ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ ДЛЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Для обучения СНС необходимо иметь обучающую выборку примеров. При наличии модулятора фазы и ДВФ возможно сгенерировать её экспериментально, как было проделано в работе [21]. Однако, получение обучающей выборки таким способом ограничивает возможности задания начальной амплитуды A_0 , так как менять амплитуду реального лазера может быть достаточно сложно.

Обучающую выборку можно также сгенерировать численно, зная связь между распределением комплексной амплитуды перед идеальной линзой U_0 и на расстоянии z за ней U_z [22]. При Френелевском приближении она описывается выражением (6), где \hat{F} — оператор двумерного Фурье-преобразования, $\hat{\nu}[a]f(x) = \sqrt{a}f(ax)$ — оператор растяжения. В нашем случае на генерацию обучающей выборки из 10000

изображения уходило время порядка 10–20 минут.

$$U_z(x, y) = \exp\left(\frac{ik(x^2 + y^2)}{2z}\right) \hat{\nu}\left[\frac{1}{\lambda z}\right] \times \hat{F}\left[U_0(x, y) \exp\left(\frac{ik(x^2 + y^2)}{2}\right) \left(\frac{1}{z} - \frac{1}{f}\right)\right]. \quad (6)$$

Волновой фронт, т.е. фазу Φ в представлении комплексной амплитуды $U_0 = A_0 e^{i\Phi}$ будем представлять в виде разложения по полиномам Цернике (7):

$$\Phi(x, y) = \sum_{j=j_{min}}^{j_{max}} c_k Z_k(x, y). \quad (7)$$

При создании обучающей выборки будем считать коэффициенты разложения $c_k \sim N(0, \phi_k)$, т.е. нормально распределёнными величинами с нулевым средним и дисперсией ϕ_k . Модуль комплексной амплитуды (8) на входе при этом будет считаться одинаковым для всей выборки и имеющим супергауссов (в частности, гауссов при $N = 1$) профиль с диаметрами D_x и D_y по интенсивности по уровню $1/e^2$

$$A_0(x, y) = C \exp\left(-\left(\left(\frac{2x}{D_x}\right)^2 - \left(\frac{2y}{D_y}\right)^2\right)^N\right). \quad (8)$$

Таким образом, мы будем создавать обучающую выборку для тренировки нейронных сетей, в которой входным параметром будет распределение интенсивности на расстоянии z от идеальной линзы, а выходным — амплитуды полиномов Цернике с j_{min} до j_{max} . Распределение интенсивности при этом будем центрировать относительно центра масс пучка, обрезать и нормировать.

3. НЕОДНОЗНАЧНОСТЬ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ВОЛНОВОГО ФРОНТА

Весьма важным в данном случае является вопрос об однозначности восстановления фазы $\Phi = \arg U_0$ по

измерениям $A_0 = |U_0|$ и $A_z = |U_z|$. Для двумерного Фурье-преобразования Φ можно предложить некоторые преобразования (9–11), не меняющие A_z , соответственно, добавление константы, сдвиг и инверсия:

$$\Phi(\rho, \phi) \rightarrow \Phi(\rho, \phi) + C, \quad (9)$$

$$U(x, y) \rightarrow U(x + \Delta x, y + \Delta y), \quad (10)$$

$$\Phi(\rho, \phi) \rightarrow -\Phi(\rho, \pi - \phi). \quad (11)$$

Было показано [23, 24], что для двумерного Фурье-преобразования за исключением указанных выше неоднозначностей редко существуют какие-либо ещё. При разложении ВФ по полиномам Цернике выше третьего порядка преобразование (9) не меняет задачу. Преобразование (10) также не делает задачу неоднозначной. При снятии распределения интенсивности на расстоянии от линзы $z \neq f$ задача перестаёт быть инвариантной относительно преобразования (11).

4. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНОГО РАССТОЯНИЯ ОТ ИДЕАЛЬНОЙ ЛИНЗЫ ДО ПЛОСКОСТИ ИЗМЕРЕНИЯ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ИНТЕНСИВНОСТИ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ВОЛНОВОГО ФРОНТА

По описанной в предыдущем пункте схеме мы сгенерировали обучающую выборку из 10000 изображений для длины волны 3.85 мкм, фокусного расстояния 300 мм, $D_x = D_y = 7$ мм и z от 300 мм до 650 мм. Выборка разбивалась на тренировочную, валидационную и тестовую в соотношении 90:5:5. СНС создавалась и обучалась при помощи библиотеки PyTorch на языке программирования Python. Для обучения СНС использовался метод adam [25]. Были выбраны 5 архитектур СНС, которые лучше всего восстанавливали волновой фронт при $z=300$ мм и $z=600$ мм и обучили их на сгенерированных выборках для различных z .

В таблице приведены данные об этих архитектурах, где каждый столбец описывает соответствующий слой. В качестве функций активации последнего слоя использовался гиперболический тангенс. Функцией активации остальных слоёв была *LeakyReLU*. Затем мы обучили данные архитектуры на сгенерированных выборках для различных z . При генерации указанных выборок шаг сетки выбирался таким образом, чтобы в среднем пятна занимали одинаковое количество пикселей. Это позволило избежать проблем, связанных с недостатком пространственного разрешения вблизи перетяжки и изучить влияние остальных факторов.

В процессе обучения для каждой архитектуры выбиралась оптимальная скорость обучения. После этого мы оценили среднеквадратичную ошибку определения амплитуд полиномов Цернике (12):

$$MSE = \frac{1}{j_{max} - j_{min}} \sum_{j=j_{min}}^{j_{max}} (c_j^{pred} - c_j^{true})^2, \quad (12)$$

где c_j^{pred} — определённые моделью, а c_j^{true} — правильные, для каждой СНС. Результат усреднения среднеквадратичной ошибки MSE по всем СНС представлен на рис. 4.

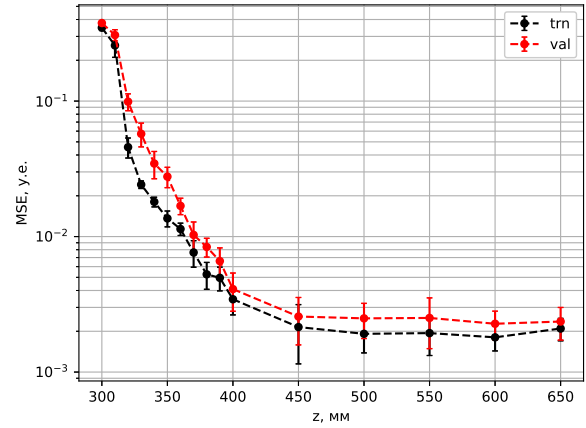


Рис. 4. Зависимость среднеквадратичной ошибки восстановления амплитуд полиномов Цернике от расстояния от линзы до плоскости, в которой снималось изображение. trn — ошибка на тренировочной выборке, val — на проверочной

Видно, что в области 300–450 мм ошибка уменьшается, и затем выходит на плато при $z = 450 - 650$ мм. Большую величину ошибки при z , близких к геометрическому фокусу, можно объяснить тем, что задача восстановления амплитуд перестаёт быть однозначной, так как замена фазы (11) не меняет распределения интенсивности в фокусе.

Говоря об экспериментальной реализации данного метода также важно оценить неточность восстановления амплитуд полиномов Цернике, если двухмерная карта интенсивности была снята не на том расстоянии, на которое была рассчитана СНС. Мы исследовали величину ошибки, которую будут давать обученные модели при подаче на вход распределения амплитуды, полученного на расстоянии $z = z_0 + \Delta z$ где z_0 — расстояние, на которое рассчитана СНС. Описанный анализ был проведен для модели 5, так как она показала лучшие по сравнению с другими результаты, и для расстояния $z = 650$. Для каждой координаты мы оценивали 1000 примеров. Координата увеличивалась с шагом 1 мм до тех пор, пока ошибка не увеличится в два раза.

По приведённым зависимостям видно (рис. 5), что расстояние z , при котором ошибка увеличивается вдвое, составляет 10–11 мм.

5. УЧЁТ ШУМОВ ДЕТЕКТОРА

Обучая СНС восстанавливать волновой фронт, необходимо учесть возможное наличие случайных шумов

Таблица. Параметры используемых СНС для поиска оптимального расстояние от линзы до плоскости, где происходит снятие изображения. ci, co — количество каналов входных и выходных данных, ks — размер ядра, d — dilation

Номер модели	1	2	3	4	5
Число параметров	1970844	5220340	11919372	5614418	6453036
Информация о слоях модели	conv1 ci=1 co=64 ks= 5	conv1 ci=1 co=32 ks= 3	conv1 ci=1 co=64 ks= 3,d=2	conv1 ci=1 co=128 ks= 5	conv1 ci=1 co=64 ks= 3
	Max Pool	Max Pool	Max Pool	Max Pool	Max Pool
	conv2 ci=64 co=128 ks= 5	conv2 ci=32 co=64 ks= 3	conv2 ci=64 co=128 ks= 3	conv2 ci=128 co=256 ks= 5	conv2 ci=64 co=128 ks= 3
	Max Pool	Max Pool	Max Pool	Max Pool	Max Pool
	conv3 ci=128 co=256 ks= 3	conv3 ci=64 co=128 ks= 3	conv3 ci=128 co=256 ks= 3	conv3 ci=256 co=512 ks= 3	conv3 ci=128 co=256 ks= 3
	Max Pool		Max Pool	Max Pool	Max Pool
	conv4 ci=256 co=512 ks= 3		conv4 ci=256 co=512 ks= 3	conv4 ci=512 co=700 ks= 3	conv4 ci=256 co=512 ks= 3
	Max Pool	Max Pool	Max Pool	Max Pool	Max Pool
	Flat	Flat	Flat	Flat	Flat
	Dense1 in=512 out=512	Dense1 in=4608 out=1000	Dense1 in=9216 out=1200	Dense1 in=700 out=512	Dense1 in=2048 out=2000
	Dense2 in=512 out=50	Dense2 in=1000 out=512	Dense2 in=1200 out=400	Dense2 in=512 out=50	Dense2 in=2000 out=400
	Dense3 in=50 out=12	Dense3 in=512 out=12	Dense3 in=400 out=12	Dense3 in=50 out=12	Dense3 in=400 out=12

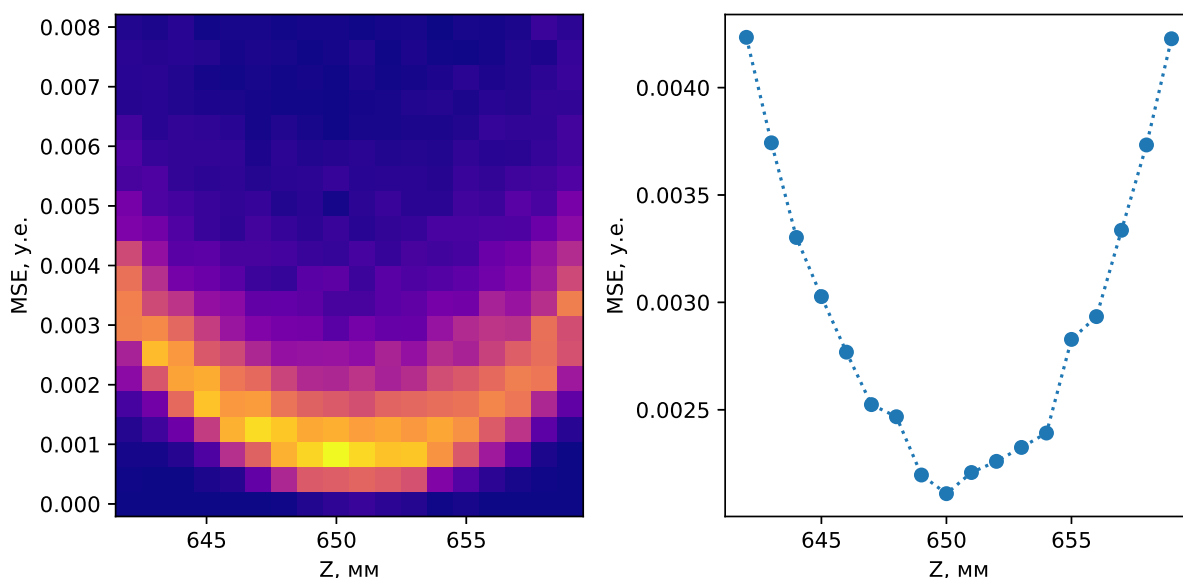


Рис. 5. Зависимость среднеквадратичной ошибки определения амплитуд от координаты z измерения профиля, для СНС, рассчитанной на $z=650$ мм. Слева приведено распределение количества восстановленных примеров с определенной ошибкой в зависимости от координаты z , справа-среднее значение ошибки для данной координаты

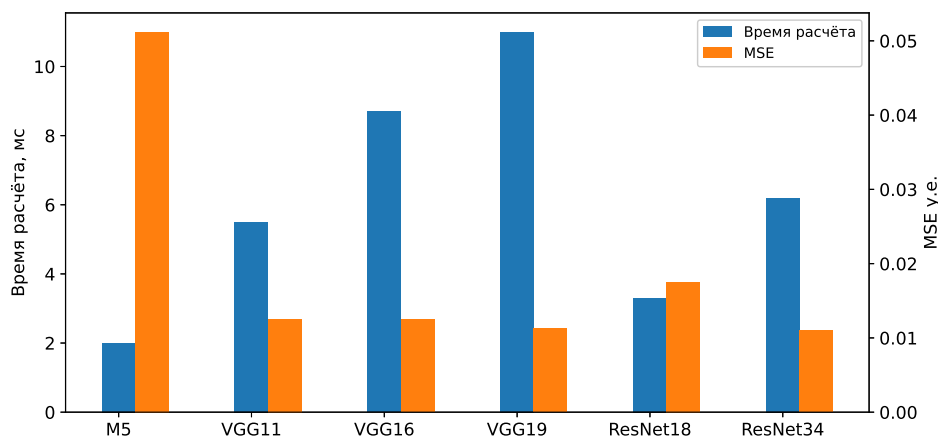


Рис. 6. Сравнение способности различных архитектур нейронных сетей восстанавливать волновой фронт в условиях наличия случайного шума во входных данных. Ось слева-время восстановления волнового фронта при вычислении на видео карте Tesla-M4 на сервисе google colab, справа-среднеквадратичная ошибка данной модели на тестовой выборке.

на реальных картах распределения интенсивности, полученных экспериментально. Сделать это можно с помощью так называемого механизма *увеличения выборки (augmentation)*. Данный механизм позволяет расширить набор данных для обучения через модификацию этих данных и создание на этой основе дополнительных. В задачах компьютерного зрения аугментация сводится к вращению, масштабированию, зеркальному отражению примеров из обучающей выборки. В нашем случае мы добавили различные случайно

сгенерированные шумы к каждому примеру. С использованием этой методики обучение модели 5 (таблица) проводилось для расстояния z в 650 мм. Шум имел нормальное распределение, с дисперсией в 20 раз меньшей, чем максимальное значение полезного сигнала.

Обученная модель позволила восстанавливать волновой фронт с среднеквадратичной ошибкой в $6.4 \cdot 10^{-3}$ условных единиц, что примерно в 15 раз больше, чем при отсутствии шума. Для исследования возможности уменьшения ошибки нами были испытаны более слож-

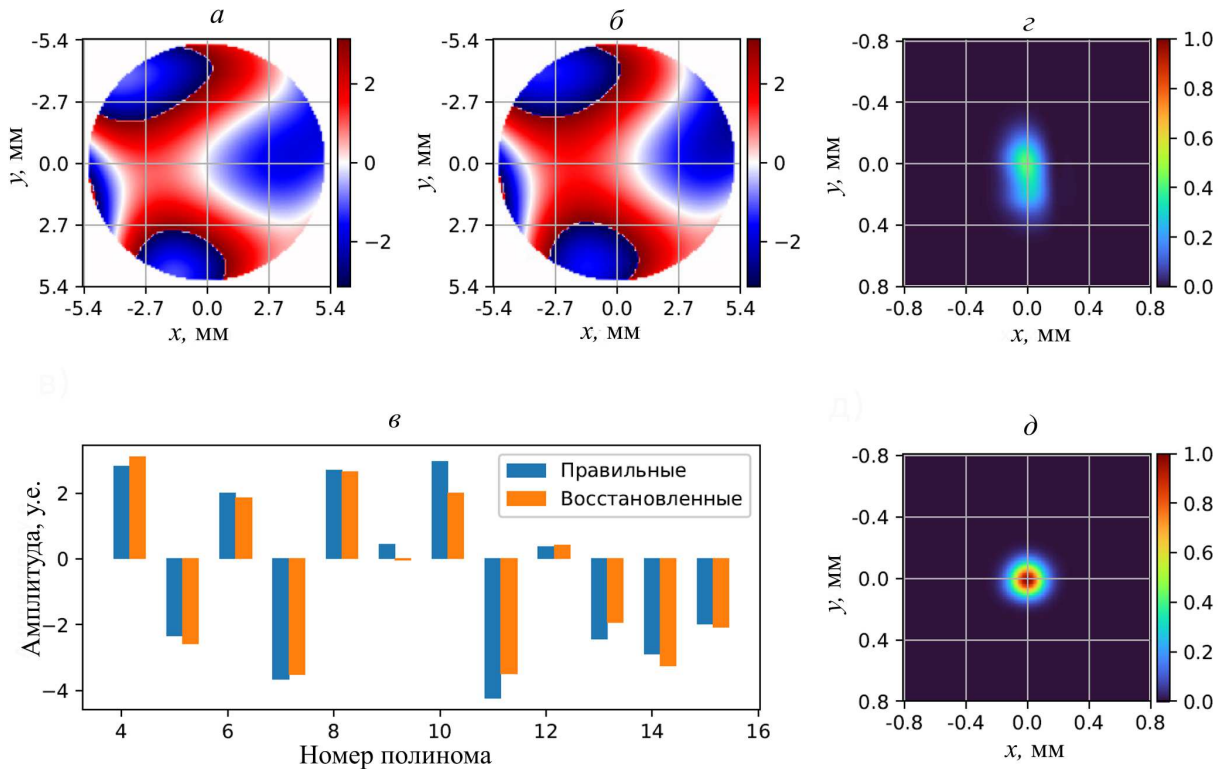


Рис. 7. Пример восстановления модельного волнового фронта моделью ResNet34: *a* — исходный волновой фронт, *б* — восстановленный моделью, *в* — сопоставления восстановленных амплитуд полиномов Цернике с исходными, *г* — фокальное пятно, соответствующее пучку с исходным волновым фронтом, *д* — фокальное пятно, соответствующее пучку с волновым фронтом, равным разности исходного и восстановленного

ные архитектуры СНС семейства VGG [26] и ResNet [17]. С учетом того, что эти СНС предназначены для работы с цветными изображениями, тогда как наше изображение имеет лишь один канал, мы добавляли к каждой из них свёрточный слой с ядром размера 1 и числом каналов 3. Кроме того, так как последние слои всех перечисленных моделей содержат 1000 выходов, они были заменены на те, что содержат 12. В результате мы обучили архитектуры VGG11, VGG16, VGG19, ResNet18 и ResNet34. На рис. 6 приведены показатели времени работы различных СНС, а также получаемая ошибка восстановления.

Из всех моделей, лучший результат, т.е. хорошую скорость вычисления и низкую ошибку, показала ResNet34. Ошибка при наличии шума оказалась в три раза меньше ошибки, получаемой при использовании модели 5 (таблица).

На рис. 7 приведен пример восстановления модельного волнового фронта при помощи модели ResNet34.

Среднеквадратичная ошибка восстановления волнового фронта (13) составила $MSE_{wf} = 0.2$ радиана в среднем по тестовой выборке при соотношении сигнал/шум равном 8.

$$MSE_{wf} = \frac{1}{S} \iint (\Phi_{true} - \Phi_{pred})^2 dx dy. \quad (13)$$

Увеличение интенсивности сфокусированного пучка

после коррекции ВФ можно определить как:

$$\eta = \frac{\max |\hat{S}_f[A_0 \exp(i(\Phi_{true} - \Phi_{pred}))]|^2}{\max [|\hat{S}_f[A_0 \exp(i\Phi_{true})]|^2]}, \quad (14)$$

где Φ_{true} — искаженный ВФ, Φ_{pred} — восстановленный ВФ, а \hat{S}_f — оператор распространения излучения за линзу на расстояние $z = f$. В среднем по тестовой выборке увеличение интенсивности в фокусе в среднем по многим реализациям составило $\eta = 2.6$ раза.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Продемонстрирована возможность использования СНС для задачи восстановления волнового фронта лазерного пучка по двумерной картине профиля интенсивности позади фокуса линзы. Проведенное сравнение различных архитектур СНС показало, что СНС VGG19 и ResNet34 дают наименьшую ошибку восстановления в условиях наличия случайного шума на входном профиле интенсивности, однако ResNet34 обрабатывает данные быстрее. Ошибка восстановления волнового фронта этой архитектурой составила 0.2 радиана при отношении сигнал/шум равном 8. Коррекция ВФ позволила увеличить интенсивность в фокусе

в 2.6 раза. Показано, что существует диапазон оптимального расстояния от линзы до плоскости снятия изображения для восстановления волнового фронта. Для линзы с фокусным расстоянием $f = 300$ мм оптимальное расстояние лежит в области 450–650 мм позади линзы, причём среднеквадратичная ошибка в данном диапазоне практически не меняется. Нами также была проанализирована работа СНС при смещении плоскости снятия изображения относительно позиции, на которую рассчитана модель. Показано, что для расстояния 650 мм среднеквадратичная ошибка увеличивается вдвое при смещении 10–11 мм.

Благодарности

Авторы выражают свою признательность профессору А. М. Желтикову, под руководством которого была выполнена данная работа в лаборатории фотоники и нелинейной спектроскопии.

Работа выполнена при поддержке Российского научного фонда. Грант 22-22-00955.

- [1] *Mitrofanov A.V., Sidorov-Biryukov D.A., Rozhko M.V.* et al. // Opt. Lett. **43**, 5571. (2018).
- [2] *Woodbury D., Feder L., Shumakova V.* et al. // Opt. Lett. **43**, N 5. 1131. (2018).
- [3] *Митрофанов А.В., Рожко М.В., Назаров М.М.* et al. // ЖЭТФ **63**, N 4. 488. (2023).
- [4] *Gibbon , Forster E.* // Plasma Phys. Control. Fusion **38** 769. (1996).
- [5] *Shack R.V., Smith, F. Dow (ed.).* // Journal of the Optical Society of America (Oral presentation). Ramada Inn, Tucson, Arizona. **61**, N 5. 656 (1971).
- [6] *Воронцов М.А., Шмальгаузен В.И.* Принципы адаптивной оптики. М.: Наука, 1985.
- [7] *Андреева М.С., Ирошников Н.Г., Корябин А.В., Шмальгаузен В.И.* // Автометрия. **48**, № 2. 103 (2012).
- [8] *Панкратова Ю.В., Ларичев А.В.* // Всероссийская конференция по фотонике и информационной оптике, Сборник научных трудов. Москва, 2013. С 150.
- [9] *Иванов П.В., Корябин А.В., Шмальгаузен В.И.* // Вестник Московского университета. Серия 3: Физ. Астрон. № 4. 45. (2000).
- [10] *Ivanov V.Yu., Sivokon V., Vorontsov M.A.* // Journal of the Optical Society of America. **9**, N 9. 1515. (1992).
- [11] *Банах В.А., Ларичев А.В., Разенков И.А., Шестернин А.Н.* // Оптика атмосферы и океана **25**, № 12. 1099. (2013).
- [12] *Hah J.* et al. // Optic express. **25**, N 15. 17271. (2017).
- [13] *Englesbe A.* et al. // Applied Optics. **60**, N 25. 113. (2021).
- [14] *LeCun Y., Boser B., Denker J.S.* et al. // Neural Computation. **1**, N 4. 541. (1989)
- [15] *Ramsundar B.* TensorFlow for Deep Learning / B. Ramsundar and R.B. Zadeh – First edition. - М: O'Reilly, 2018.
- [16] *Cui Ximin, Zheng Ke, Gao Lianru* et al. // Remote Sensing. **11** 2220. (2020).
- [17] *Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun* // arXiv:1512.03385.
- [18] *Zhu Z, White J, Chang Z, Pang S.* // Sci Rep. **10** 5782. (2020).
- [19] *Alexandre Goy* et al. // Phys. Rev. Lett. **121** 243902 (2018).
- [20] *Dzyuba A.* // J. Phys: Conf. Series. 1368 (2019).
- [21] *Noppen M.* Focal plane phase retrieval using deep convolutional neural networks, Master of Science Thesis Delft University of Technology, 2019.
- [22] *Goodman J.W.* Introduction to Fourier optics, second edition, New York: McGraw-Hill inc, 1988.
- [23] *Bruck Y.M., Sodin L.G.* // Optics Comm. **30**, N 3. 304 (1979).
- [24] *Seldin H., Fienup J.R.* // J. Opt. Soc. Am. **7**, N 3, 412 (1990).
- [25] *Diederik Kingma, Jimmy Ba* // arXiv:1412.6980
- [26] *Simonyan K., Zissermann A.* // arXiv:1409.1556

Mid-infrared femtosecond laser pulse wavefront reconstruction using machine learning algorithms

N. V. Yakushkin^{1,a}, A. V. Mitrofanov^{2,3,4}, M. V. Rozhko^{1,3}, N. G. Iroshnikov¹, D. A. Sidorov-Biryukov^{1,3,4}

¹Department of General physics and wave processes, Faculty of Physics, Lomonosov Moscow State University, Moscow 119991, Russia

²Institute on Laser and Information Technologies of Russian Academy of Sciences — Branch of Federal Scientific Research Center «Crystallography and Photonics» of Russian Academy of Science. Shatura, 140700, Russia

³Russian Quantum Center. Skolkovo, Moscow region 143025, Russia

⁴Kurchatov Institute National Research Center. Moscow 123182, Russia

E-mail: ^aiakushkin.nv19@physics.msu.ru

The paper shows the possibility of using convolutional neural networks for a laser beam wavefront reconstruction by measuring the intensity distribution in the transverse plane at some distance behind the focusing system. The optimal distance from the focusing system to the measurement plane is determined at which the error for the rms deviation of Zernike polynomials amplitudes decreases sharply. A neural network has been trained on a computer-generated

samples of beams with various types of aberrations to reconstruct the wavefront of real beams in the presence of noise.

PACS: 42.62.b.

Keywords: mid-IR laser radiation, relativistic intensities, wavefront, neural networks, adaptive optical systems.

Received 2023.

Сведения об авторах

1. Якушкин Никита Викторович — студент 4-ого курса бакалавриата; тел.: (495) 931-78-92, e-mail: iakushkin.pv19@physics.msu.ru.
2. Митрофанов Александр Вячеславович — канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотрудник; тел.: (495) 939-16-30, e-mail: mitralex@inbox.ru.
3. Рожко Михаил Викторович — аспирант 4-ого года обучения, мл. науч. сотрудник; e-mail:mv.rozhko@physics.msu.ru.
4. Никита Георгиевич Ирошников — канд. физ.-мат. наук, доцент; e-mail: nikita@optics.ru.
5. Сидоров-Бирюков Дмитрий Александрович — канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотрудник; тел.: (495) 939-16-30, e-mail: dima-sidorov@mail.ru.