

Формирование мод Эрмита — Гаусса и их распознавание в условиях турбулентной оптической среды

В. В. Подлипнов, И. А. Прокофьева

¹ Самарский национальный исследовательский университет имени академика С. П. Королёва, Самара, Россия

² Институт систем обработки изображений РАН — филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Самара, Россия.

В работе представлены описание методов генерации, обучения и распознавание мод Эрмитта — Гаусса на модельных изображениях и также изображениях с внесенными искажениями. Дополнительно алгоритм распознавания на основе нейросети был дообучен на реальных изображениях, полученных с использованием оптической установки. Точность распознавания составила 99,27% для модельных данных и 86,47% для экспериментальных данных.

Ключевые слова: оптика, дифракционные оптические элементы, моды Эрмитта — Гаусса, нейросеть.

Цитирование: Подлипнов, В. В. Формирование мод Эрмитта — Гаусса и их распознавание в условиях турбулентной оптической среды / В. В. Подлипнов, И. А. Прокофьева // НОЛОЕХРО 2021 : XVIII Международная конференция по голографии и прикладным оптическим технологиям : Тезисы докладов. — М. : МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2021. — С. 42–47.

Введение

Моды Эрмитта — Гаусса могут быть использованы для беспроводной оптической связи (Free-Space Optics, FSO) [1]. При этом в качестве формирователя различных мод могут выступать как отдельные моданы [2] для каждого информационного канала передачи информации, так и пространственные модуляторы света [3]. Далее эти информационные каналы могут объединяться в атмосферной оптической линии связи, передаваться и распознаваться как отдельные информационные потоки, повышая при этом пропускную способность атмосферной оптической линии связи. Однако, атмосферные системы оптической связи подвержены влиянию стохастических искажений в среде, в которой передается сигнал. Атмосферные затухание и рассеяние сигнала на аэрозольных частицах частицах турбулентные движения воздушной массы в области распространения пучка приводят к фазовым искажениям вследствие различных плотностей воздуха из-за наличия теплового градиента. Это приводит к появлению эффектов мерцания и блуждания лучей у изначально детерминированных лазерных световых пучков [4] что усложняет распознавание и анализ получаемого сигнала. Внесенные искажения часто приводят к перераспределению энергии в моды более низких порядков. Данная проблема приводит к необходимости поиска модовых пучков, более устойчивых к таким искажениям [5]. В работе [6] было показано, в некоторых случаях базис мод Эрмитта — Гаусса (ЭГ) демонстрирует меньшие энергетические потери и перераспределение энергии между модами, чем базис мод Лагерра — Гаусса (ЛГ). Кроме того, в работах [7] было предложено анализировать характеристики искаженных мод ЛГ на основе базиса ЭГ. А в работе [8] было предложено детектировать моды ЭГ с применением сверточных нейронных сетей. В последнее

время методы глубокого обучения все чаще применяются в различных задачах, в том числе связанных с компенсацией искажений волнового фронта [9–10]. Анализ искажений и их компенсация при передаче информации атмосферными линиями связи основана на том, что искажения, вызванные турбулентными потоками воздуха, достаточно медленны относительно скорости анализа и распознавания этих самых искажений и могут быть скомпенсированы что называется «налету», тогда как сама нейросеть для анализа изображений мод может быть реализована на быстродействующих нейроморфных процессорах или программируемых логических интегральных схемах. Такой подход также позволяет использовать один из нескольких информационных каналов многоканальной атмосферной линии передачи в качестве канала для анализа атмосферных искажений, а другие для передачи информации.

В этой связи в данной работе исследуется актуальная задача выполнения однозначной классификации отдельных мод ЭГ по интенсивности поля в некоторой плоскости при наличии значительных искажений в распределении пучка. На этапе моделирования искажения вносились за счет астигматических искажений, поворота и зашумления. При оптической реализации на пространственный модулятор света подавалось фазовое распределение отдельной моды без дополнительного кодирования амплитудной информации [11]. В этом случае обеспечивается очень быстрое переключение между модами с различными индексами, хотя при этом имеет место существенное отклонение от идеального распределения (около 20–30%).

1. Обучение модели и генерация данных

Для генерации мод Эрмитта — Гаусса было использовано следующее выражение.

$$\Psi_{nm}(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) H_n\left(\frac{x}{\sigma}\right) H_m\left(\frac{y}{\sigma}\right), \quad (1)$$

где $H_m(x)$ и $H_n(y)$ соответствующие порядки полиномов, σ — гауссовый параметр.

В данном исследовании мы ограничились модами с индексами (n, m) в диапазоне от $(0, 0)$ до $(5, 5)$, то есть было выбрано 36 различных мод. Однако, учитывая, что при повороте на 90° мода с индексами (n, m) переходит в моду (m, n) , мы получили в результате 21 класс для задачи классификации.

Программа для генерации данных была написана на языке Python 3.7.6 с использованием библиотеки LightPipes [12]. Было получено по 200–300 изображений для каждой моды, при этом были осуществлены различные трансформации, такие как вращение, растяжение, сжатие и наложение шума (7%). Примеры сгенерированных мод представлены на рис. 1.

Для данной модели была выбрана архитектура ResNet [13], поскольку она позволяет достичь большей точности при обучении, чем архитектуры AlexNet, GoogLeNet или VGG, и при этом обучается быстрее, чем VGG или Inception. Архитектура ResNet в свою очередь подразделяется на ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101 и т. д. В качестве основы для модели рассматривались ResNet-18 и ResNet-34, так как соотношение точности и времени обучения кажутся наиболее оптимальными.

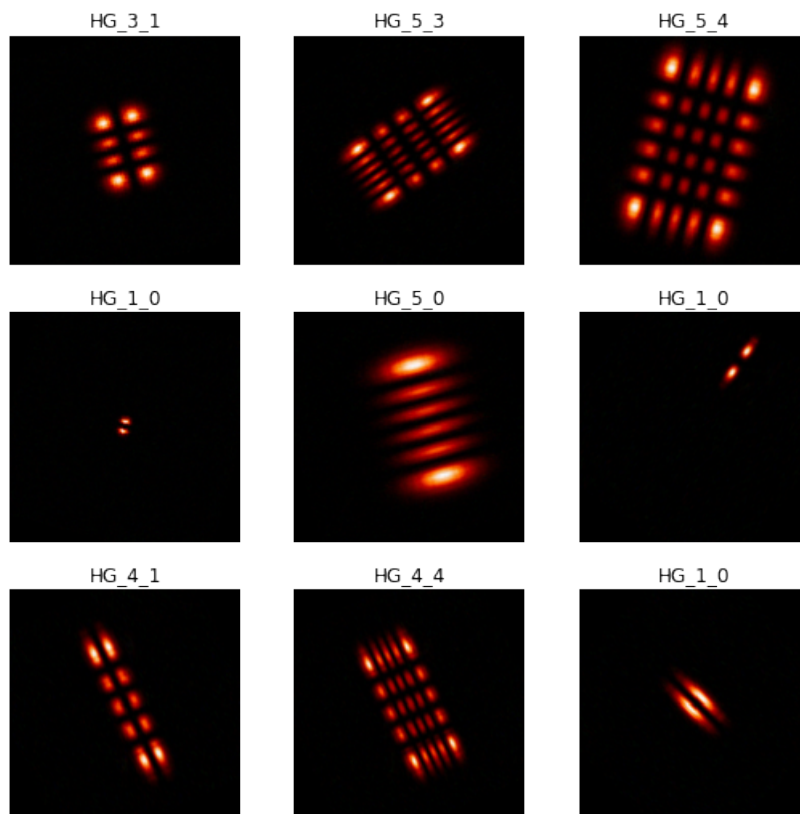


Рис. 1. Пример сгенерированных изображений

Программа была написана на языке Python 3.7.6 с использованием библиотеки `fastai`. Эта библиотека была выбрана, так как она предоставляет многие базовые методы и классы, позволяющие значительно сократить объем кода, большинство методов уже заточены под выполнение на GPU, присутствует удобная и продуманная визуализация результатов и многое другое.

Сгенерированные изображения предварительно были разделены на тренировочную и тестовую выборки. В тестовую выборку вошли 20% всех полученных изображений для каждой из мод. Обучение проходило только на тренировочной выборке, которая в свою очередь в процессе обучения была разделена на обучающую и валидационную.

Наибольшая точность была достигнута на предобученной сети ResNet-34 со следующими параметрами: темп обучения (`learningrate`) 0,001, процесс дообучения (`fine-tuning`) проводился на 40 эпохах, в качестве валидационной выборки использовалось 20% тренировочной выборки, все картинки приводились к размеру 224×224 , `batchsize=8`.

В качестве функции оптимизации был выбран алгоритм Adam, так как в процессе обучения он показал лучшие результаты, чем SGD (стохастический градиентный спуск). В качестве функции потерь (`loss function`) использовалась Cross-Entropy loss.

После обучения точность модели на тестовой выборке составила 99,27%. На рис. 2 приведены изображения, на которых значение loss-функции было наибольшим.

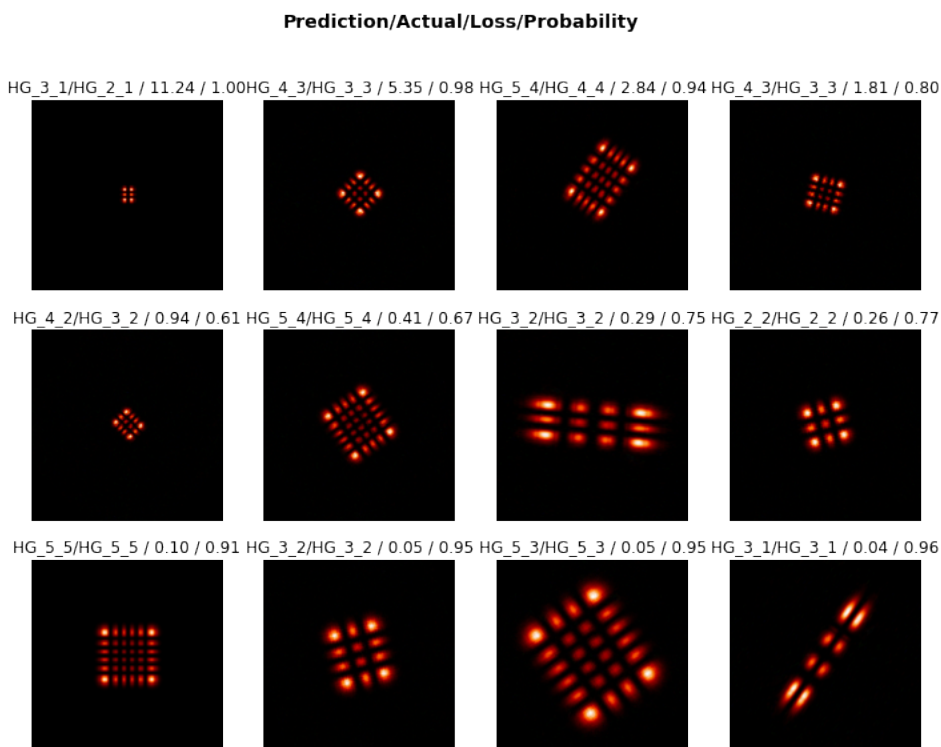


Рис. 2. Изображения, на которых значение loss-функции наибольшее

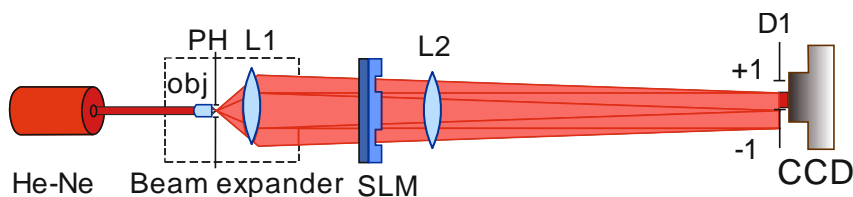


Рис. 3. Оптическая схема установки для генерации мод Эрмитта – Гаусса

2. Экспериментальное формирование мод Эрмитта – Гаусса

После обучения модели на сгенерированных на компьютере данных необходимо провести дообучение на реальных данных.

Для получения экспериментальных данных была использована лазерная установка, состоящая из лазера, работающего на длине волны 633 нм, расширителя пучка из микрообъектива и линзы с пинхолом, модулятора Holoeye LC 2012, выходной линзы с фокусным расстоянием 60 см и камеры TOUPCAM UCOS03100KPA для фиксации распределения интенсивности пучка в выходной плоскости. Чтобы исключить влияние на изображение дифракции нулевого и -1 порядка, их можно отсечь апертурой D1. Схема оптической установки показана на рис. 3.

На модулятор подавались фазовые распределения с функцией пропускания согласно [11].

$$\tau_{mn}(x, y) = \text{sgn}[H_m(y)]\text{sgn}[H_n(y)]\text{rect}\left(\frac{x}{a}\right)\text{rect}\left(\frac{y}{a}\right), \tag{2}$$

где

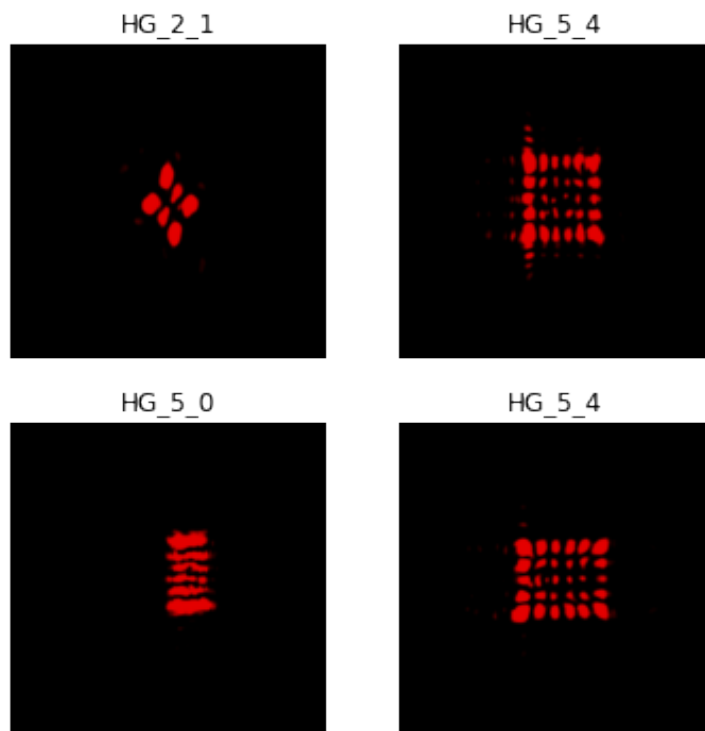


Рис. 4. Пример изображений мод Эрмитта — Гаусса полученных с использованием оптической установки

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ -1, & x < 0. \end{cases}$$

$$\text{rect}\left(\frac{x}{a}\right) = \begin{cases} 1 & |x| \leq a, \\ 0 & |x| > a. \end{cases}$$

Отметим, что такой подход обеспечивает очень быстрое переключение между модами с различными индексами, хотя при этом имеет место существенное отклонение от идеального распределения (около 20–30%).

Было получено по 20–30 изображений для каждой моды. Пример полученных изображений можно посмотреть на рис. 4.

Заключение

Точность классификации с помощью разработанной модели нейронной сети составила 99,27% для модельных данных и 86,47% для экспериментальных данных при дополнительном дообучении.

Благодарность

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ (№ 18-29-20045 мк).

Список источников

- [1] **Soifer, V. A.** [Vortex beams in turbulent media: Review](#) / V. A. Soifer, O. Korotkova, S. N. Khonina, E. A. Shchepakina // Computer Optics. — 2016. — Vol. 40. — № 5. — P. 605–624.

- [2] **Карпеев, С. В.** Экспериментальное исследование возможности применения полупроводниковых лазеров в системе оптической связи с модовым уплотнением каналов / С. В. Карпеев, В. С. Павельев, В. А. Соيفер, М. Дюпарре, Б. Людге // Компьютерная оптика. — 1999. — № 19. — С. 112–114.
- [3] **Rodrigo, J. A.** [Experimental implementation of the gyrator transform](#) / J. A. Rodrigo, T. Alieva, L. C. María // Journal of the Optical Society of America A. — Vol. 24. — № 10. — P. 3135–3139.
- [4] **Korotkova, O.** Random light beams: theory and applications / O. Korotkova. — Boca Raton, FL : CRC Press, 2013. — ISBN 978-1-4398-1950-0
- [5] **Chen, M.** [Is there an optimal basis to maximise optical information transfer?](#) / M. Chen, K. Dholakia, M. Mazilu // Science Reports. — 2016. — Vol. 6. — P. 22821. — 8 p.
- [6] **Ndagano, B.** [Comparing mode-crosstalk and mode-dependent loss of laterally displaced orbital angular momentum and Hermite–Gaussian modes for free-space optical communication](#) / B. Ndagano, N. Mphuthi, G. Milione, A. Forbes // Optics Letters. — 2017. — Vol. 42. — № 20. — P. 4175–4178.
- [7] **Volyar, A. V.** [Digital sorting of Hermite-Gauss beams: mode spectra and topological charge of a perturbed Laguerre-Gauss beam](#) / A. V. Volyar, E. G. Abramochkin, Yu. A. Egorov, M. V. Bretsko, Ya. E. Akimova // Computer Optics. — 2020. — Vol. 44. — № 4. — P. 501–509.
- [8] **Hofer, L. R.** [Hermite–Gaussian mode detection via convolution neural networks](#) / L. R. Hofer, L. W. Jones, J. L. Goedert, R. V. Dragone // Journal of the Optical Society of America A. — 2019. — Vol. 36. — № 6. — P. 936–943.
- [9] **Guo, H.** [Wavefront reconstruction with artificial neural networks](#) / H. Guo, N. Korablinova, Q. Ren, J. Bille // Optics Express. — 2006. — Vol. 14. — № 14. — P. 6456–6462.
- [10] **Paine, S. W.** [Machine learning for improved image-based wavefront sensing](#) / S. W. Paine, J. R. Fienup // Optics Letters. — 2018. — Vol. 43. — № 6. — P. 1235–1238.
- [11] **Khonina, S. N.** Experimental formation and selection of Gauss-Hermite modes using DOEs / S. N. Khonina // Computer Optics. — 2002. — Vol. 23. — P. 15–22.
- [12] LightPipes for Python 2.0.9 / URL: opticspy.github.io/lightpipes/index.html.
- [13] **Wen, L.** [A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50](#) / L. Wen, X. Li, L. Gao // Neural Computing and Applications. — 2020. — Vol. 32. — P. 6111–6124.