

Распознавание противоположных по знаку орбитальных угловых моментов вихревых пучков в турбулентной атмосфере с помощью нейронных сетей

Е.А. Богач[✉], Е.В. Адамов, В.В. Дудоров, В.В. Колосов*

*Институт оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН
634055, г. Томск, пл. Академика Зуева, 1*

Поступила в редакцию 26.11.2024;
после доработки 11.02.2025;
принята к печати 12.02.2025

Увеличение пропускной способности каналов оптической связи с помощью амплитудной и фазовой модуляции практически достигло предела. Актуальной задачей является увеличение информационной емкости каналов передачи данных посредством использования орбитального углового момента (ОУМ) лазерных пучков для кодирования информации. Данный подход в атмосферно-оптических системах связи ограничен искажающим влиянием атмосферной турбулентности, затрудняющим декодирование и снижающим скорость передачи данных. Распределения интенсивности вихревых пучков с противоположными по знаку ОУМ в случае однородных сред являются тождественными, что ограничивает использование знака ОУМ для кодирования информации. Оцениваются принципиальные возможности применения нейронных сетей для распознавания противоположных по знаку ОУМ вихревых пучков в турбулентной атмосфере по картинам распределений интенсивности. Исследование выполнено на основе численного моделирования распространения пучков Лагерра–Гаусса в турбулентной атмосфере и использования полученных картин распределений интенсивности для обучения и тестирования нейронных сетей. Впервые показано, что применение нейронных сетей позволяет распознавать противоположные по знаку ОУМ по картинам распределений интенсивности в случае распространения пучков Лагерра–Гаусса в турбулентной атмосфере с точностью более 90%. Полученные результаты могут быть полезны разработчикам и исследователям атмосферно-оптических систем передачи информации, использующих ОУМ вихревых пучков.

Ключевые слова: орбитальный угловой момент, топологический заряд, вихревые пучки, турбулентная атмосфера, оптические вихри, нейронные сети; orbital angular momentum, topological charge, vortex beam, turbulent atmosphere, optical vortex, neural network.

Введение

В настоящее время множество исследований направлено на повышение информационной емкости каналов передачи данных. Широко исследуемым и обсуждаемым решением данной проблемы является использование лазерных пучков в качестве носителей информации [1, 2], в том числе для атмосферных каналов связи [3–5]. Кодирование информации может осуществляться посредством модуляции распределений интенсивности [1, 5, 6], направления поляризации [2, 4, 7, 8] и величины орбитального углового момента (ОУМ) [9–11]. Пучки с ОУМ, которые также называются вихревыми пучками, или оптическими вихрями, имеют спиралевидный фазовый фронт, который в полярных координатах описывается азимутальным фазовым множителем

$\exp(i\theta l)$, где θ – азимутальный угол, l – целое число, совпадающее по значению с топологическим зарядом вихревого пучка и нормированным на мощность значением ОУМ в случае однородной среды [12, 13]. В таких пучках информация кодируется с помощью значения l .

Отметим, что в параксиальном приближении в случае симметричных пучков в однородной среде ОУМ имеет только составляющую вдоль оси распространения, т.е. величина ОУМ совпадает с величиной его проекции на ось распространения. Существуют различные подходы к регистрации ОУМ лазерных пучков, включающие использование интерференции [14–16], разложения по вихревым модам [10, 17, 18], спиральных фазовых пластин [9], дифракции на апертуре [19, 20] и геометрических преобразований [21, 22] вихревых пучков.

Серьезной проблемой для атмосферно-оптических каналов связи является атмосферная турбулентность, которая вносит случайные фазовые искажения, приводя к разрушению волнового фронта и ошибкам в регистрации несущих информацию

* Егор Андреевич Богач (bogach@iao.ru); Егор Владимирович Адамов (adamov@iao.ru); Вадим Витальевич Дудоров (dvv@iao.ru); Валерий Викторович Колосов (kvv@iao.ru).

характеристик [23–25]. Для компенсации турбулентных искажений разрабатываются методы адаптивной оптики [26–29] и исследуется применение машинного обучения [30, 31]. С целью определения ОУМ лазерных пучков, распространяющихся в турбулентной атмосфере, широко используются нейронные сети [32] для анализа картин распределения интенсивности [5, 33], интерференционных [34] и дифракционных [35] картин. Подход, основанный на анализе только картин распределения интенсивности с помощью нейронных сетей, ограничен тем, что распределения интенсивности пучков с противоположными по знаку ОУМ в однородных средах являются тождественными. Определение противоположных по знаку ОУМ с использованием нейронных сетей показано в работе [34] для интерференционных картин и в работе [36] для лазерных пучков, проходящих диффузор. Исследования и разработка методов определения противоположных по знаку ОУМ позволяют расширить диапазон используемых для кодирования информации значений ОУМ.

Цель настоящей работы – проверка принципиальной возможности использования нейронных сетей в качестве инструмента для определения противоположных по знаку ОУМ по картинам распределения интенсивности, искаженным турбулентной атмосферой.

Материалы и методы

Численный эксперимент

Мы исследовали возможности применения нейронных сетей для распознавания противоположных по знаку ОУМ пучков Лагерра–Гаусса (ЛГ-пучков) по картинам распределений интенсивности в случае распространения пучков в турбулентной атмосфере. Использовались ЛГ-пучки LG_p^l , где p – радиальный индекс, l – азимутальный индекс, совпадающий со значением топологического заряда и нормированным на мощность значением ОУМ в однородной среде. Под распознаванием ОУМ мы подразумеваем определение нормированного значения ОУМ пучка в начальной плоскости (l) по картинам распределения интенсивности в конце трассы распространения.

Распределения интенсивности в приемной плоскости рассчитывались путем численного моделирования распространения лазерных пучков в турбулентной атмосфере. Мы использовали известные метод расщепления по физическим факторам и метод фазовых экранов для решения параболического уравнения [37, 38]. Поперечные координаты \mathbf{r} нормировались на радиус перетяжки пучка ω_0 в начальной плоскости $\mathbf{r}' = \mathbf{r}/\omega_0$, где $|\mathbf{r}'| = \sqrt{x^2 + y^2}$.

В начальной плоскости распределение комплексной амплитуды поля ЛГ-пучка задавалось согласно формуле

$$U_{LG}(\mathbf{r}', \theta, l, p, z = 0) = 4C_{\text{ном}} (\sqrt{2}\mathbf{r}') L_p^{|l|}(2\mathbf{r}'^2) \exp(-\mathbf{r}'^2) \exp(i l \theta), \quad (1)$$

где θ – азимутальный угол полярных координат в плоскости, перпендикулярной направлению распространения пучка; p – радиальный индекс, определяющий количество дополнительных колец в распределении интенсивности; $C_{\text{ном}} = \sqrt{\frac{p!}{(p+|l|)!}}$ –

нормировочный множитель; $L_p^{|l|}$ – обобщенный полином Лагерра.

В рамках исследования мы ограничились рассмотрением ЛГ-пучков, имеющих $p = 0$ и $l \in \{-1, 0, 1\}$. Распределения интенсивности ЛГ-пучков с $l = \pm 1$ в плоскости, перпендикулярной направлению распространения, имеют кольцеобразный вид. ЛГ-пучок с $l = 0$ соответствует пучку Гаусса, и распределение его интенсивности имеет вид круга. Этот пучок необходим для сравнения точности распознавания нулевого значения ОУМ ($l = 0$) с точностью распознавания ОУМ противоположных знаков ($l = \pm 1$).

Атмосферная турбулентность моделировалась посредством 10 равноотстоящих друг от друга фазовых экранов. Мы использовали нормированный спектр показателя преломления, соответствующий модели Кармана [24]:

$$\Phi'(\kappa'_\perp) = 2\pi \cdot 2,36 \cdot r_0^{-5/3} \cdot \frac{0,033 \exp(-\kappa'^2_\perp / \kappa'^2_m)}{(\kappa'^2_\perp + \kappa'^2_0)^{11/6}}, \quad (2)$$

где r' – радиус Фрида, нормированный на ω_0 ; $\kappa'_m = 5,92/l'_0$; $\kappa'_0 = 2\pi/L'_0$; l'_0 и L'_0 – нормированные внутренний и внешний масштабы турбулентности соответственно.

Условия моделирования распространения пучков: размер расчетной сетки 512×512 точек, размер стороны расчетной сетки $16\omega_0$, масштабы турбулентности $l'_0 = 0,08\omega_0$ и $L'_0 = 12\omega_0$, дистанция распространения $z = l_D = k\omega_0^2/2$, где l_D – длина дифракции, k – волновое число. Мы использовали такую дистанцию и нормированные на ω_0 параметры расчетов и координаты, поскольку цель нашего исследования – проверка принципиальной возможности применения нейронных сетей для распознавания противоположных по знаку ОУМ.

Силу турбулентности мы характеризовали с помощью общепринятого отношения D/r_0 , где $D = 2\omega_0$ – диаметр пучка в начальной плоскости; $r_0 = \{0,423k^2C_n^2L\}^{-3/5}$ – радиус Фрида (радиус атмосферной когерентности) [24]; C_n^2 – структурная характеристика показателя преломления; L – дистанция распространения.

Обучение нейронных сетей

Для каждого из значений ОУМ ($l \in \{-1, 0, 1\}$) и параметра $D/r_0 \in \{0,25; 0,5; 1,0; 2,0\}$ было

проведено 30000 расчетов распределений интенсивности в плоскости регистрации ($z = l_D$). Таким образом было сформировано четыре набора данных, каждый из которых состоял из 90000 изображений размером 512×512 пикселей, полученных при одном и том же значении D/r_0 . Примеры изображений распределений интенсивности для всех наборов данных представлены на рис. 1, б. Видно, как усиливаются искажения распределений интенсивности исследуемых ЛГ-пучков с ростом параметра D/r_0 . Отметим, что усредненные картины распределений интенсивности для $l = \pm 1$ тождественны (рис. 1, в), как и в случае однородной среды.

Каждый из наборов изображений был разделен на три отдельные выборки: тренировочная, тестовая и валидационная. Каждая тренировочная выборка состояла из 60% полного набора (18000 изображений), а тестовая и валидационная — из 20% (6000 изображений). Во всех выборках количество изображений для каждого из значений ОУМ было одинаковым.

В исследовании использовались сверточные нейронные сети со структурой, разработанной нами согласно общепринятым в подобных задачах подходам [39–41]. Мы выбрали сверточные нейронные сети, поскольку они успешно зарекомендовали себя в решении задач классификации изображений, а также в определении значений ОУМ по картинам распределений интенсивности [32]. Структура используемых в работе нейронных сетей и сверточных блоков приведена на рис. 2. Сначала из изображения распределения интенсивности извлека-

ются карты признаков с помощью слоев свертки с фильтрами размером 3×3 («Conv 3×3 , количество фильтров») и активационными слоями с функцией активации LeakyReLU [39, 41]. С помощью слоя Max pooling определяют наиболее важные признаки по максимуму сигнала и уменьшению размера карт признаков [39, 41]. После последовательного применения этих слоев и сверточных блоков, состоящих из таких же слоев, двумерные карты признаков преобразуются в одномерные (слой Flatten), что необходимо для работы полносвязных слоев. Далее полносвязные слои (Dense) преобразуют карты признаков в вероятность принадлежности анализируемого изображения к определенному классу (значению ОУМ), которая формируется в выходном слое нейронной сети (Output). Затем согласно полученным вероятностям определяется предсказанное нейронной сетью значение ОУМ.

На каждой тренировочной выборке (для каждого значения D/r_0) была обучена отдельная нейронная сеть. Обучение проходило по общепринятой методике: на каждой эпохе обучения используется полная тренировочная и валидационные выборки, а для корректировки весов нейронной сети применяется метод обратного распространения ошибки [41].

Все нейронные сети имели одинаковую структуру (рис. 2) и обучались на тренировочных выборках в течение 10 эпох. Валидационные выборки использовались для оценки точности нейронной сети после каждой эпохи, что позволяло контролировать переобучение моделей. Тестовые выборки применялись

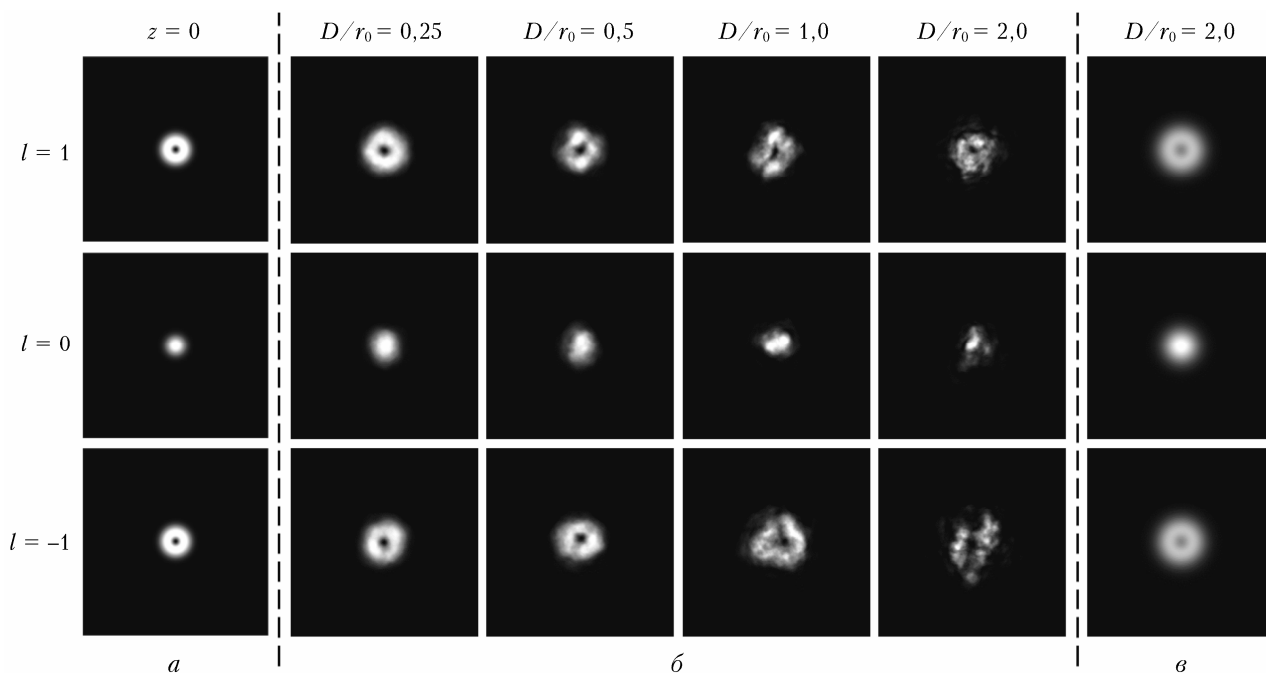


Рис. 1. Распределения интенсивности в начальной плоскости (а); мгновенные распределения на расстоянии $z = l_D$ при различных значениях D/r_0 (б); усреднение распределений интенсивности по 30000 реализациям на дистанции $z = l_D$ при $D/r_0 = 2,0$ (в)

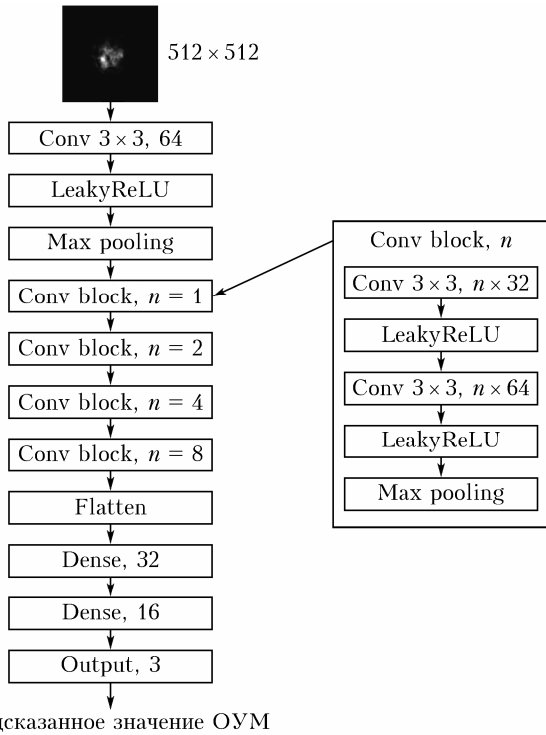


Рис. 2. Структура нейронной сети и сверточных блоков

после обучения для оценки эффективности обученных нейронных сетей. Результат работы нейрон-

ных сетей оценивался по общепринятой метрике – точности классификации (точности распознавания) [41].

Точность распознавания ОУМ на наборе (выборке) изображений в работе вычислялась по формуле

$$P_{\text{dataset}} = \frac{N_{\text{dataset}}^{\text{True}}}{N_{\text{dataset}}} \cdot 100\%, \quad (3)$$

где $N_{\text{dataset}}^{\text{True}}$ – количество верно определенных значений ОУМ во всем наборе (выборке) для всех значений l ; N_{dataset} – количество всех изображений в наборе (выборке).

Точность распознавания значения ОУМ (l) определялась согласно выражению

$$P_l = \frac{N_l^{\text{True}}}{N_l} \cdot 100\%, \quad (4)$$

где N_l^{True} – количество верно определенных значений l в наборе (выборке); N_l – количество всех изображений для значения l в наборе (выборке).

На рис. 3 приведена точность распознавания ОУМ на тренировочных и валидационных выборках, полученные в ходе обучения нейронной сети при указанном значении D/r_0 . Сходимость кривых для тренировочных и валидационных выборок к концу обучения говорит об отсутствии переобучения моделей.

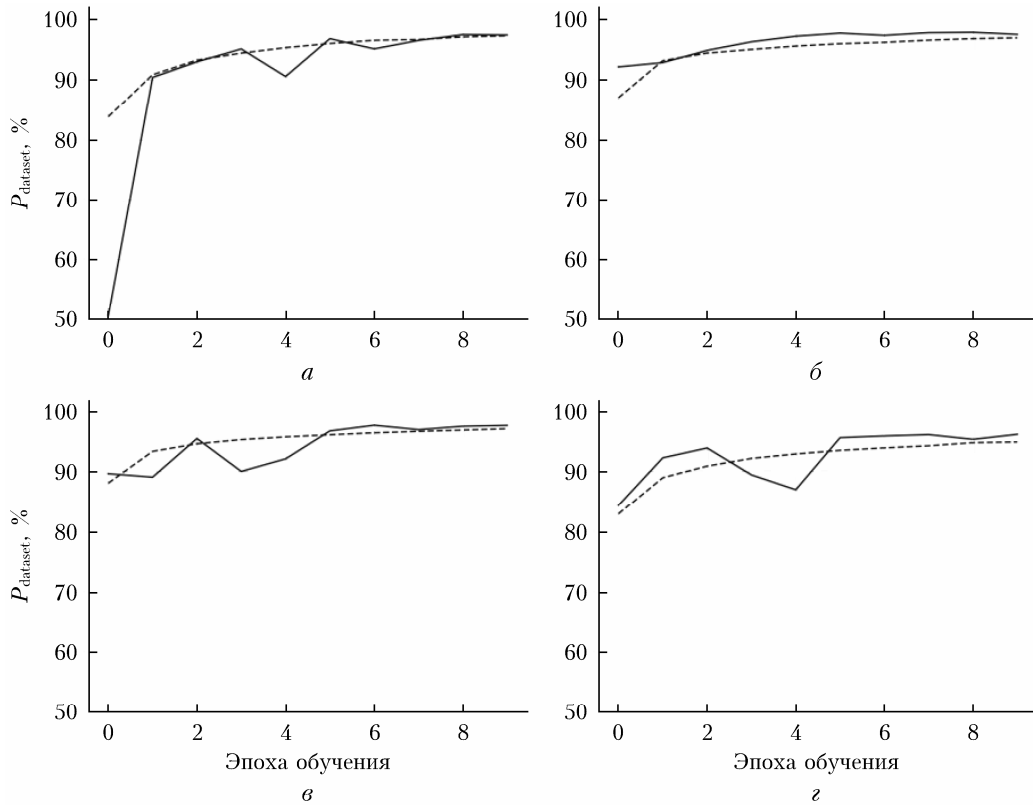


Рис. 3. Кривые обучения нейронных сетей на наборе изображений с $D/r_0 = 0,25$ (а); $0,5$ (б); $1,0$ (в); $2,0$ (г); пунктирная линия – точность распознавания ОУМ на тренировочной выборке, сплошная – на валидационной

Результаты и обсуждение

На рис. 4 представлена точность распознавания значений ОУМ, полученная при анализе картин распределений интенсивности ЛГ-пучков с помощью обученных нейронных сетей в случае турбулентных условий, которые соответствуют значениям $D/r_0 = 0,25; 0,5; 1,0$ и $2,0$. Для распознавания ОУМ при каждом значении D/r_0 использовалась нейронная сеть, обученная при том же значении данного параметра. В этом случае точность распознавания противоположных по знаку ОУМ ($l = \pm 1$) составляет более 92% как при наличии существенных искажений в распределениях интенсивности (при $D/r_0 = 2,0$), так и при малых искажениях (при $D/r_0 = 0,25$). Приведенные резуль-

таты доказывают, что применение нейронных сетей позволяет различать противоположные по знаку ОУМ ЛГ-пучков по картинам распределений интенсивности, искаженным турбулентной атмосферой.

Далее рассмотрим, какая точность распознавания может быть достигнута, если применить обученные нами нейронные сети при D/r_0 , отличающиеся от того, при котором происходило обучение. Для этого мы использовали две нейронные сети, обученные при $D/r_0 = 0,25$ и $2,0$, на всех сформированных тестовых выборках. Результаты приведены на рис. 5 и 6. Видно, что использование нейронной сети, обученной при $D/r_0 = 0,25$, позволяет достичь высокой точности распознавания ($> 92\%$) для всех рассмотренных значений ОУМ

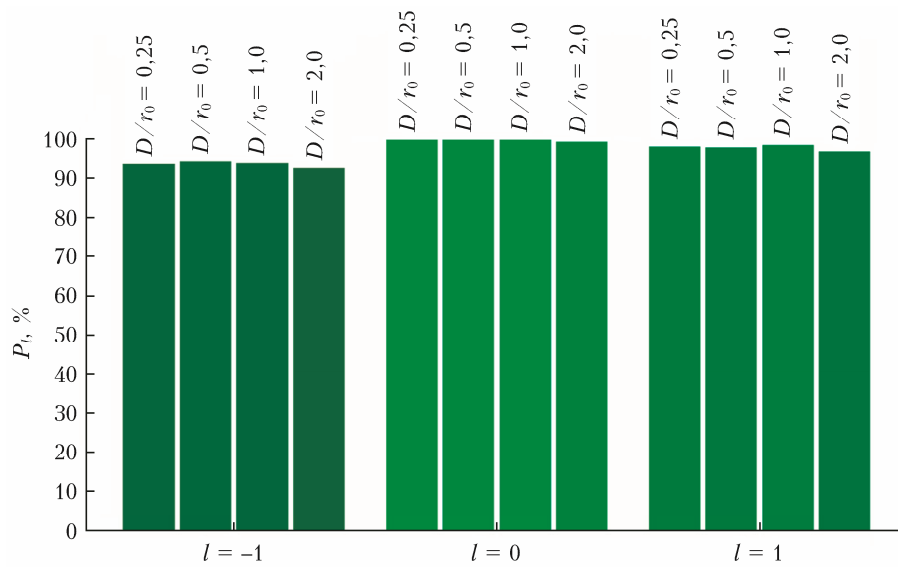


Рис. 4. Точность распознавания значений ОУМ, полученная с использованием отдельных нейронных сетей, обученных при указанном D/r_0 , на тестовой выборке с тем же D/r_0

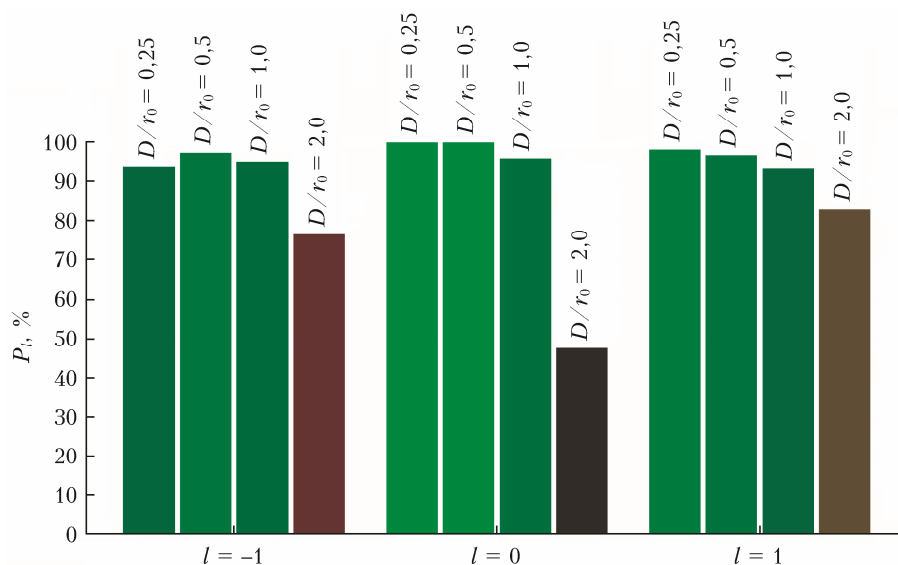


Рис. 5. Точность распознавания значений ОУМ при различных D/r_0 , полученная с использованием нейронной сети, обученной при $D/r_0 = 0,25$

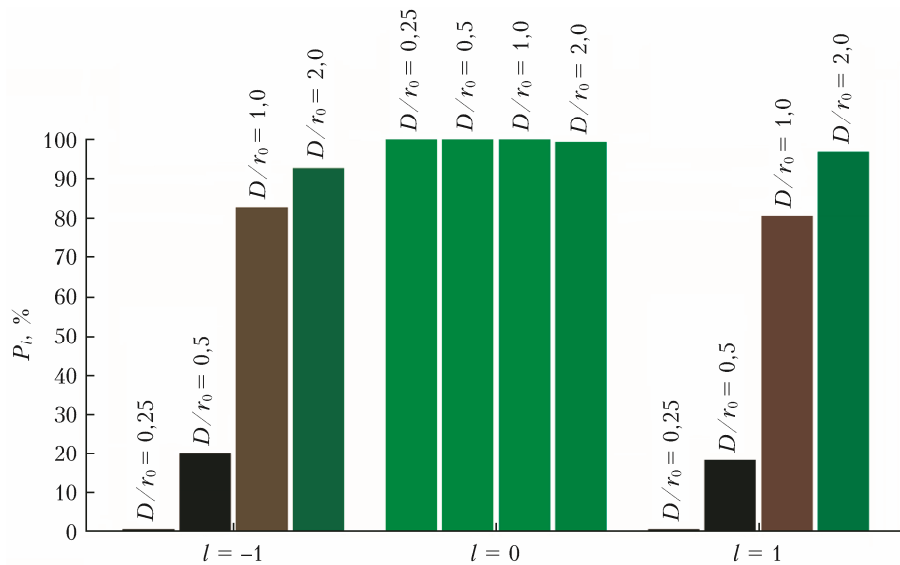


Рис. 6. Точность распознавания значений ОУМ при различных D/r_0 , полученная с использованием нейронной сети, обученной при $D/r_0 = 2,0$

при $D/r_0 \in (0,25; 0,5; 1,0)$ и дает неудовлетворительные результаты для $D/r_0 = 2,0$. Нейронная сеть, обученная при $D/r_0 = 2,0$, дает приемлемую точность распознавания ($> 85\%$) при других значениях D/r_0 только в случае $l = 0$. Точность распознавания данной нейронной сети для $D/r_0 \in (0,25; 0,5; 1,0)$ следует признать неудовлетворительной ($< 85\%$). Полученные результаты указывают на то, что обучающая выборка может повлиять на точность распознавания значений ОУМ при изменении турбулентных условий.

Заключение

Результаты наших исследований показывают, что применение нейронных сетей позволяет распознавать противоположные по знаку, но совпадающие по модулю значения ОУМ ЛГ-пучков ($l = \pm 1$) по картинам мгновенных распределений интенсивности, искаженным турбулентной атмосферой. В случае, когда анализируются распределения интенсивности, соответствующие турбулентным условиям, при которых происходило обучение нейронной сети, достигается высокая точность распознавания ($> 92\%$) для дистанций порядка длины дифракции и турбулентных условий $0,5 < D/r_0 < 2,0$.

В настоящее время нам не удалось определить, какие особенности турбулентных искажений в распределениях интенсивности лежат в основе механизма распознавания противоположных по знаку ОУМ нейронными сетями. В дальнейшем мы планируем более подробно изучить обнаруженные эффекты, а также раскрыть и объяснить механизм определения противоположных по знаку значений ОУМ лазерных пучков с помощью нейронных сетей.

Финансирование. Работа выполнена в рамках госзадания ИОА СО РАН.

Список литературы

1. Agrell E., Karlsson M., Chraplyvy A.R., Richardson D.J., Krummrich P.M., Winzer P., Roberts K., Fischer J.K., Savory S.J., Eggleton B.J., Secondini M., Kschischang F.R., Lord A., Prat J., Tomkos I., Bowlers J.E., Srinivasan S., Brandt-Pearce M., Gisin N. Roadmap of optical communications // J. Opt. UK. 2016. V. 18, N. 6. DOI: 10.1088/2040-8978/18/6/063002.
2. Wang J. Advances in communications using optical vortices // Photonics Res. 2016. V. 4, N 5. P. B14–B28. DOI: 10.1364/prj.4.000b14.
3. Liu Z., Huang Y., Liu H., Chen X. Non-line-of-sight optical communication based on orbital angular momentum // Opt. Lett. 2021. V. 46, N 20. P. 5112–5115. DOI: 10.1364/ol.441441.
4. Wang J., Yang J.Y., Fazal I.M., Ahmed N., Yan Y., Huang H., Ren Y., Yue Y., Dolinar S., Tur M., Willner A.E. Terabit free-space data transmission employing orbital angular momentum multiplexing // Nat. Photonics. V. 6, N 7. P. 488–496. DOI: 10.1038/nphoton.2012.138.
5. Krenn M., Fickler R., Fink M., Handsteiner J., Malik M., Scheidl T., Ursin R., Zeilinger A. Communication with spatially modulated light through turbulent air across Vienna // New J. Phys. 2014. V. 16. DOI: 10.1088/1367-2630/16/11/113028.
6. Adamov E.V., Aksenov V.P., Atuchin V.V., Dudorov V.V., Kolosov V.V., Levitsky M.E. Laser beam shaping based on amplitude-phase control of a fiber laser array // OSA Continuum. 2021. V. 4, N 1. P. 182–192. DOI: 10.1364/osac.413956.
7. Huang H., Xie G., Yan Y., Ahmed N., Ren Y., Yue Y., Rogawski D., Willner M.J., Erkmen B.I., Birnbaum K.M., Dolinar S.J., Lavery M.P.J., Padgett M.J., Tur M., Willner A.E. 100 Tbit/s free-space data link enabled by three-dimensional multiplexing of orbital angular momentum, polarization, and wavelength // Opt. Lett. 2014. V. 39, N 2. P. 197–200. DOI: 10.1364/ol.39.000197.
8. Adamov E.V., Bogach E.A., Dudorov V.V., Kolosov V.V., Levitskii M.E. Controlling the polarization

- structure of vector beams synthesized by a fiber laser array // *Opt. Commun.* 2024. V. 559. DOI: 10.1016/j.optcom.2024.130399.
9. Willner A.E., Huang H., Yan Y., Ren Y., Ahmed N., Xie G., Bao C., Li L., Cao Y., Zhao Z., Wang J., Lavery M.P.J., Tur M., Ramachandran S., Molisch A.F., Ashrafi N., Ashrafi S. Optical communications using orbital angular momentum beams // *Adv. Opt. Photonics.* 2015. V. 7, N 1. P. 66–106. DOI: 10.1364/aop.7.000066.
 10. Aksenov V.P., Dudorov V.V., Kolosov V.V., Pogutsa Ch.E. Optical communication in a turbulent atmosphere via the orbital angular momentum of a laser beam. I. Mode purity of OAM transmission // *Appl. Opt.* 2024. V. 63, N 28. P. 7475–7484. DOI: 10.1364/AO.530512.
 11. Yan Y., Xie G., Lavery M.P.J., Huang H., Ahmed N., Bao C., Ren Y., Cao Y., Li L., Zhao Z., Molisch A.F., Tur M., Padgett M.J., Willner A.E. High-capacity millimetre-wave communications with orbital angular momentum multiplexing // *Nat. Commun.* 2014. V. 5. DOI: 10.1038/ncomms5876.
 12. Ковалёв А.А., Котляр В.В., Калинкина Д.С. Орбитальный угловой момент и топологический заряд Гауссова пучка с несколькими оптическими вихрями // *Компьютерная оптика.* 2020. Т. 44, № 1. С. 34–39. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-632.
 13. Allen L., Beijersbergen M.W., Spreeuw R.J.C., Woerdman J.P. Orbital angular momentum of light and the transformation of Laguerre–Gaussian laser modes // *Phys. Rev. Lett.* 1992. V 45, N 11. P. 8185–8189. DOI: 10.1103/PhysRevA.45.8185.
 14. Berkhout G.C.G., Beijersbergen M.W. Method for probing the orbital angular momentum of optical vortices in electromagnetic waves from astronomical objects // *Phys. Rev. Lett.* 2008. V. 101, N 10. P. 100801-1–100801-4. DOI: 10.1103/PhysRevLett.101.100801.
 15. Gavril'eva K.N., Mermoul A., Sevryugin A.A., Shubenkova E.V., Touil M., Tursunov I.M., Efremova E.A., Venediktov V.Y. Detection of optical vortices using cyclic, rotational and reversal shearing interferometers // *Opt. Laser Technol.* 2019. V. 113. P. 374–378. DOI: 10.1016/j.optlastec.2019.01.006.
 16. Канев Ф.Ю., Аksenov В.П., Стариков Ф.А., Долгополов Ю.В., Копалкин А.В., Веретехин И.Д. Алгоритм определения топологических зарядов и числа оптических вихрей по ветвлению полос интерференционной картины // *Оптика атмосфер. и океана.* 2019. Т. 32, № 8. С. 620–627. DOI: 10.15372/AOO20190803.
 17. Zhang N., Davis J.A., Moreno I., Lin J., Moh K.-J., Cottrell D.M., Yuan X. Analysis of fractional vortex beams using a vortex grating spectrum analyzer // *Appl. Opt.* 2010. V. 49, N 13. P. 2456–2462. DOI: 10.1364/AO.49.002456.
 18. Khonina S.N., Kotlyar V.V., Soifer V.A., Pääkkönen P., Simonen J., Turunen J. An analysis of the angular momentum of a light field in terms of angular harmonics // *J. Mod. Opt.* 2001. V. 48, N 10. P. 1543–1557. DOI: 10.1080/09500340108231783.
 19. Guo C.-S., Lu L.-L., Wang H.-T. Characterizing topological charge of optical vortices by using an annular aperture // *Opt. Lett.* 2009. V. 34, N 23. P. 3686–3688. DOI: 10.1364/OL.34.003686.
 20. Ferreira Q.S., Jesus-Silva A.J., Fonseca E.J.S., Hickmann J.M. Fraunhofer diffraction of light with orbital angular momentum by a slit // *Opt. Lett.* 2011. V. 36, N 16. P. 3106–3108. DOI: 10.1364/ol.36.003106
 21. Mirhosseini M., Malik M., Shi Z., Boyd R.W. Efficient separation of the orbital angular momentum eigenstates of light // *Nat. Commun.* 2013. V. 4. Article № 2781. DOI: 10.1038/ncomms3781.
 22. Wen Y., Chremmos I., Chen Y., Zhu J., Zhang Y., Yu S. Spiral transformation for high-resolution and efficient sorting of optical vortex modes // *Phys. Rev. Lett.* 2018. V. 120, N 19. P. 193904-1–193904-6. DOI: 10.1103/PhysRevLett.120.193904.
 23. Aksenov V.P., Kolosov V.V., Pogutsa Ch.E. The influence of the vortex phase on the random wandering of a Laguerre-Gaussian beam propagating in a turbulent atmosphere: A numerical experiment // *J. Opt. UK.* 2013. V. 15, N 4. DOI: 10.1088/2040-8978/15/4/044007.
 24. Andrews L., Phillips R. *Laser Beam Propagation through Random Media.* Bellingham, WA: SPIE Opt. Eng. Press, 2005. 820 p. DOI: 10.1117/3.626196.
 25. Аksenov В.П., Погуца Ч.Е. Влияние оптического вихря на случайные смещения Лагерра–Гауссова лазерного пучка, распространяющегося в турбулентной атмосфере // *Оптика атмосфер. и океана.* 2012. Т. 25, № 7. С. 561–565; Aksenov V.P., Pogutsa Ch.E. The effect of optical vortex on random Laguerre–Gauss shifts of a laser beam propagating in a turbulent atmosphere // *Atmos. Ocean. Opt.* 2013. V. 26, N 1. P. 13–17.
 26. Коняев П.А., Лукин В.П. Адаптивная фазовая коррекция вихревых лазерных пучков в турбулентной атмосфере // *Квант. электрон.* 2022. Т. 52, № 12. С. 1146–1151.
 27. Adamov E.V., Aksenov V.P., Bogach E.A., Dudorov V.V., Kolosov V.V., Levitskii M.E. Adaptive formation of the orbital angular momentum of synthesized beams in a turbulent atmosphere // *Proc. SPIE.* 2022. V. 12341. P. 1234114-1–1234114-7. DOI: 10.1117/12.2644915.
 28. Ren Y., Xie G., Huang H., Bao C., Yan Y., Ahmed N., Lavery M.P.J., Erkmen B.I., Dolinar S., Tur M., Neifeld M.A., Padgett M.J., Boyd R.W., Shapiro J.H., Willner A.E. Adaptive optics compensation of multiple orbital angular momentum beams propagating through emulated atmospheric turbulence // *Opt. Lett.* 2014. V. 39, N 10. P. 2845–2848. DOI: 10.1364/ol.39.002845.
 29. Galaktionov I., Sheldakova J., Samarkin V., Toporovsky V., Kudryashov A. Atmospheric turbulence with Kolmogorov spectra: Software simulation, real-time reconstruction and compensation by means of adaptive optical system with bimorph and stacked-actuator deformable mirrors // *Photonics.* 2023. V. 10, N 10. P. 1147. DOI: 10.3390/photonics10101147.
 30. Liu J., Wang P., Zhang X., He Y., Zhou X., Ye H., Li Y., Xu S., Chen S., Fan D. Deep learning based atmospheric turbulence compensation for orbital angular momentum beam distortion and communication // *Opt. Express.* 2019. V. 27, N 12. P. 16671–16688. DOI: 10.1364/oe.27.016671.
 31. Guo J., Shi H., Yang T., Lv C., Qiao Z. Atmospheric turbulence compensation for OAM-carrying vortex waves based on convolutional neural network // *Adv. Space Res.* 2022. V. 69, N 5. P. 1949–1959. DOI: 10.1016/j.asr.2021.11.039.
 32. Wang B., Zhang X., Shah S.A.A., Merabet B., Kovalov A.A., Stafeev S.S., Kozlova E.S., Kotlyar V.V., Guo Z. Top three intelligent algorithms for OAM mode recognitions in optical communications // *Eng. Res. Express.* 2024. V. 6, N 3. DOI: 10.1088/2631-8695/ad61bc.
 33. Wang Z., Dedo M.I., Guo K., Zhou K., Shen F., Sun Y., Liu S., Guo Z. Efficient recognition of the propagated orbital angular momentum modes in

- turbulences with the convolutional neural network // IEEE Photonics J. 2019. V. 11, N 3. DOI: 10.1109/JPHOT.2019.2916207.
34. Cox M.A., Celik T., Genga Y., Drozdov A.V. Interferometric orbital angular momentum mode detection in turbulence with deep learning // Appl. Opt. 2022. V. 61, N 7. P. D1–D6. DOI: 10.1364/ao.444954.
 35. Jing G., Chen L., Wang P., Xiong W., Huang Z., Liu J., Chen Y., Li Y., Fan D., Chen S. Recognizing fractional orbital angular momentum using feed forward neural network // Results Phys. 2021. V. 28. DOI: 10.1016/j.rinp.2021.104619.
 36. Hu J., Guo Z., Fu Y., Gan J.A., Chen P.F., Chen G., Min C., Yuan X., Feng F. How convolutional-neural-network detects optical vortex scattering fields // Opt. Laser Eng. 2023 V. 160. DOI: 10.1016/j.optlaseng.2022.107246.
 37. Fleck J.A., Morris J.R., Feit M.D. Time-dependent propagation of high energy laser beams through the atmosphere // Appl. Phys. 1976. V. 10. P. 129–160. DOI: 10.1007/BF00896333.
 38. Konyaev P.A., Lukin V.P. Thermal distortions of focused laser beams in the atmosphere // Appl. Opt. 1985. V. 24, N 4. P. 415–421. DOI: 10.1364/AO.24.000415.
 39. Zhao X., Wang L., Zhang Y., Han X., Deveci M., Parmar M. A review of convolutional neural networks in computer vision // Artif. Intell. Rev. 2024. V. 57, N 99. DOI: 10.1007/s10462-024-10721-6.
 40. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // Commun. ACM. 2017. V. 60, N 6. P. 84–90. DOI: 10.1145/3065386.
 41. Николенко С., Кадурич А., Архангельская Е. Глубокое обучение. СПб.: Питер, 2018. 480 с.

E.A. Bogach, E.V. Adamov, V.V. Dudorov, V.V. Kolosov. **Recognition of opposite-sign orbital angular momenta of laser beams in a turbulent atmosphere by neural networks.**

Currently, many studies are aimed at increasing the information capacity of data transmission channels by using the orbital angular momentum (OAM) of laser beams to encode information. The use of this approach in atmospheric optical communication systems is limited by the distorting effect of atmospheric turbulence, which makes decoding difficult and reduces the data transfer rate. In addition, the intensity distributions of vortex beams with opposite in sign OAM values are identical in the case of homogeneous media, which limits the use of the OAM sign for encoding information. The main goal of the study was to evaluate the fundamental possibility of using neural networks to recognize opposite in sign OAM values of vortex beams in a turbulent atmosphere only through intensity images. The study is based on numerical simulation of the Laguerre–Gauss beam propagation in a turbulent atmosphere and further use of the obtained intensity images for training and testing neural networks. It has been shown for the first time that the use of neural networks makes it possible to recognize opposite in sign OAM values of Laguerre–Gauss beam through intensity images in case of propagation in a turbulent atmosphere with an accuracy of more than 90%. The obtained results can be useful for developers and researchers of atmospheric optical communication systems using OAM of vortex beam.