

ЯРОШЕНКО МАКСИМ

Національний технічний університет України «Київський Політехнічний Інститут імені Ігоря Сікорського»

<https://orcid.org/0000-0002-3092-3856>e-mail: gmaximum091@gmail.com

ЯГАНОВ ПЕТРО

Національний технічний університет України «Київський Політехнічний Інститут імені Ігоря Сікорського»

<https://orcid.org/0000-0001-7358-9846>e-mail: pitoryahanov@gmail.com

ВИМІРЮВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕЮ ХВИЛЬОВОГО ФРОНТУ НА ОСНОВІ ФОРМИ СВІТЛОВОГО ВІДБИТКУ

Визначення хвильового фронту є необхідним для вимірювання та компенсації аберацій в різних оптичних системах: від телескопів до людського ока. В спеціалізованих приладах для цього використовуються різні сенсори, як от Гартмана-Шека, пірамідальний, та ін. Сенсори хвильового фронту мають обмеження, можуть вносити спотворення через утворення відблисків, а також збільшують габарити оптичних систем. З метою подолання цих перешкод, сучасними дослідниками ведеться робота в тому числі і з залученням нейронних мереж, які в останні роки знаходяться в фокусі уваги наукової спільноти. Одним з напрямків цієї роботи є використання методів навчання з підкріпленням, яке має ряд переваг над нейронними мережами прямого розповсюдження, зокрема здатність до коригування своїх дій, що є актуальним для вимірювальних систем. Як приклад, існують системи, що використовують гнучкі дзеркала для відтворення припущень нейромережевого агента щодо значень коефіцієнтів Церніке, що описують хвильовий фронт, із подальшим визначенням якості компенсації аберацій. В даній роботі запропоноване рішення на основі оптимізації проксимальної політики (англ. – Proximal Policy Optimization, PPO) зі спрощеною оптичною системою, яка складається лише з двох детекторів та одного світлоподільника, а відтворення припущень агента відбувається шляхом віртуального рейтрейсингу. В результаті перевірки працездатності отримано точність 95% для хвильових фронтів, що описуються трьома коефіцієнтами Церніке нижчих порядків. В подальшому планується вдосконалення шляхом залучення більш ефективних методів навчання з підкріпленням.

Ключові слова: вимірювання хвильового фронту, штучні нейронні мережі, навчання з підкріпленням, рейтрейсинг, обробка зображень.

YAROSHENKO MAKSYM

National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

YAHANOV PETRO

National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

WAVEFRONT MEASUREMENT BY NEURAL NETWORK BASED ON SHAPE OF LIGHT SPOT

Determining the wavefront is necessary for identifying and compensating for aberrations in various optical systems: from telescopes to the human eye. Specialized devices use different sensors for this purpose, such as the Hartmann-Shack sensor, the pyramid wavefront sensor, and others. Wavefront sensors have limitations; they can introduce distortions due to glare formation and also increase the size of optical systems. To overcome these obstacles, modern researchers are working with neural networks, which have been a focus of the scientific community in recent years. One direction of this work is the use of reinforcement learning methods, which have several advantages over feedforward neural networks, particularly the ability to adjust their actions, which is relevant for measurement systems. For example, in a system was built that uses a flexible mirror to reproduce the assumptions of a neural network agent regarding the values of Zernike coefficients that describe the wavefront, followed by determining the quality of aberration compensation. This work proposes a solution based on Proximal Policy Optimization (PPO) with a simplified optical system consisting of only two detectors and one beam splitter, and the agent's assumptions are reproduced through virtual ray tracing. Based on the coordinates of intersections points of rays and detectors, the binary pixel image is built using calculation of A-shape with the following pixelation by the Bresenham algorithm. The quality of the result is measured as a Jaccard distance between real and generated light spots. As a result of performance testing, an accuracy of 95% was achieved in 80 steps for wavefronts described by three lower-order Zernike coefficients. Future improvements are planned by involving more advanced reinforcement learning methods.

Keywords: wavefront measurement, artificial neural networks, reinforcement learning, ray tracing, image processing.

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Вимірювання хвильового фронту світла використовується в різних оптичних системах з метою, зокрема, коригування аберацій для покращення якості результуючих зображень. Для цього доволі часто використовується сенсор Гартмана-Шека [1], який складається з масиву лінз, що фокусують світло зі своїх субапертур на детекторі. По розміщенню отриманих світлових точок розраховуються характеристики хвильового фронту. Недоліком цього типу сенсорів є обмеженість роздільної здатності через обмеженість кількості лінз в одному масиві. З іншого боку, навіть за відносно великої кількості лінз, постає проблема надмірного розділення загальної апертури на субапертури, яка призводить до зниження відношення корисного сигналу до шуму. Більш сучасним підходом є застосування пірамідального хвильового сенсора, запропонованого в [2], який являє собою чотирикутну пірамідальну призму, вершина якої розташована у фокусі лінзи. Не дивлячись на спрощення оптичної системи без втрати якості, порівняно із сенсором Гартмана-Шека, використання пірамідального хвильового сенсора вимагає застосування алгоритмів компенсування нелінійностей, які виникають зі збільшенням аберацій [3]. На додачу до обмежень, зумовлених безпосередньо конструкцією сенсорів, варто відмітити, що кожен додатковий елемент в оптичній системі додає відблиски та

аберації, які спотворюватимуть вимірювання, не кажучи вже про складність запровадження засобів компенсації в більш мобільні прилади. Це може стати критичним для, наприклад, офтальмологічних вимірювань, що змушує дослідників шукати способи спростити оптичну систему діагностичного устаткування [4]. Таким чином, спрощення конструкції приладів вимірювання хвильового фронту є актуальною науковою та практичною задачею.

Аналіз досліджень та публікацій

Сучасний рівень ефективності та універсальності алгоритмів машинного навчання уможливорює їхнє застосування та адаптацію до вже існуючих методів обробки даних, керування пристроями та системами. Актуальним це твердження є також для сфери компенсації аберацій оптичних систем. У роботі [5] проведено огляд рішень на основі штучних нейронних мереж прямого розповсюдження (англ. feed-forward neural networks) для визначення хвильового фронту за даними з детекторів, в тому числі без використання спеціалізованих сенсорів. Авторами огляду було відмічено, що, хоч застосування нейронних мереж і здатне покращити кінцевий результат за рахунок більшої швидкості обрахунків або покращеної точності, підхід загалом потерпає від необхідності здобуття навчаючої вибірки та, доволі часто, тривалого часу навчання для досягнення достатньої точності.

В роботі [6] для визначення аберацій по хвильовому фронту та їхньої компенсації розглянуто рішення в тому числі із застосуванням методів навчання з підкріпленням, що дозволяє збільшити число Штреля в деяких випадках з 85% до 91%. Порівняно із методами на основі нейронних мереж прямого розповсюдження, використання навчання з підкріпленням не потребує великих вибірок, а, натомість, вимагає наявності середовища (реального або програмного), з яким агент, в складі якого міститься відповідна нейронна мережа, взаємодіє та отримує обернений зв'язок у вигляді значення нагороди та спостереження, за якими він коригує свою поведінку. Через можливість рандомізації параметрів середовища та визначеність розрахунку очікуваної нагороди на кожній ітерації, підвищується робастність навченого агента без необхідності збору вибірок. Для отримання тренувальних даних для середовища також можна використовувати генератори на основі нейронних мереж. Прикладом такого рішення є [7], в такому випадку будуть унікальними та подібними до реальних. Втім, недоліком класу методів навчання з підкріпленням є довший час навчання, що насправді не завжди є проблемою, бо стосується лише підготовки агента, в той час як швидкість роботи вже готового рішення є більшою. Прикладом розробки системи для корекції та визначення хвильового фронту аберацій є рішення, запропоноване в [8] на основі градієнту глибокої детермінованої стратегії (англ. Deep Deterministic Policy Gradient – DDPG) [9], що є різновидом методів навчання з підкріпленням. Сутність методу полягає в покроковому підлаштуванні гнучкого дзеркала всередині оптичної системи за командами (набір коефіцієнтів Церніке) від агента для підвищення якості зображення на детекторі. Після тренування протягом 2×10^5 епізодів, розроблене рішення досягає 95% від максимального значення якості зображення за менше ніж 800 кроків налаштовуючи гнучке дзеркало, яке відтворює 5 аберацій нижчих порядків. Отже, методи навчання з підкріпленням здатні визначати хвильовий фронт в оптичних системах із заданою точністю. Також, вагомою перевагою цього класу методів, порівняно зі звичайними нейронними мережами прямого розповсюдження, є здатність уточнення результату, що є актуальним для вимірювальної апаратури.

Варто зазначити, що в усіх вищезгаданих роботах оптичні системи можуть складатися з великої кількості лінз, призм та інших елементів. Враховуючи наведене в попередньому розділі твердження про проблеми, які можуть виникнути при створенні складних оптичних систем, можна дійти висновку, що, задля зменшення вимог до складності цих систем, обрання методів навчання з підкріпленням в якості основи для розробки алгоритмів визначення абераційного фронту є релевантним.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є розробка методу визначення хвильового фронту на основі методів навчання з підкріпленням із залученням якомога простішої оптичної системи.

Загальний опис рішення

У розглянутих методах, зокрема у [8], в якості засобу відтворення хвильового фронту, апроксимованого агентом, виступає гнучке дзеркало. Наступним кроком після відтворення в роботі методу є порівняння з реальним вимірюванням, імплементоване у вигляді визначення якості компенсації аберацій агентом. Такий підхід дійсно дозволяє досягнути бажаної точності, однак за необхідності великої кількості ітерацій може бути повільним, а наявність гнучкого дзеркала вимагає окремої системи керування, фізичного місця в приладі та інших оптичних елементів для попередньої обробки. З метою спрощення структури, а також пришвидшення визначення хвильового фронту, в даній роботі пропонується використовувати лише світлоподільники та детектори (світлочутливі матриці) для вимірювання хвильового фронту, а для відтворення дій агента та визначення якості апроксимації застосовувати моделювання на основі реїтресингу та методів обробки зображень. Структурна схема оптичної системи для роботи запропонованого рішення наведена на рис.

1

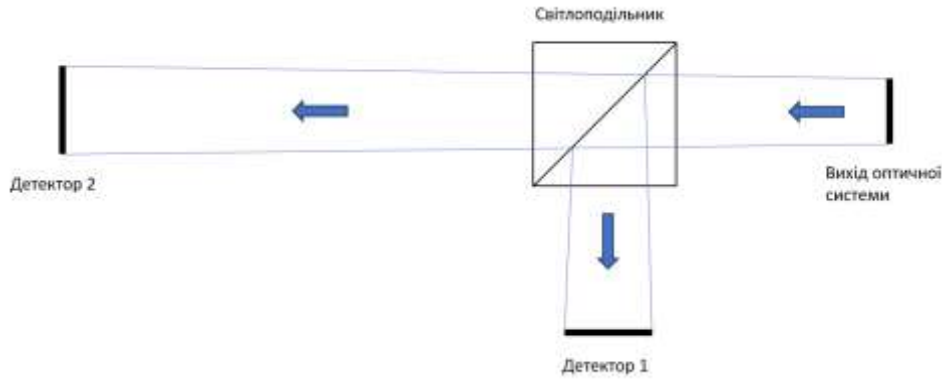


Рис. 1. Спрощена структурна схема оптичної системи запропонованого рішення

Вихідне випромінювання від оптичної системи розділяється світлоподільником на два потоки, що фіксуються детекторами на різній відстані. Необхідність використання більше ніж одного детектора обумовлена можливістю перехрещення променів за наявності значних аберацій. До фотографій світлових плям застосовуються фільтрація та порогова обробка для видалення відблисків і перетворення у бінарне зображення. Фіксація зображень хвильового фронту світлочутливими матрицями виконується лише один раз, потім вони використовуватимуться для визначення точності апроксимації. Сама ж апроксимація виконуватиметься засобами навчання з підкріпленням, а оцінка команд агента відбуватиметься шляхом створення віртуальних зображень на детекторах та порівняння їх з реальними вимірюваннями.

Алгоритм обробки даних

Хвильовий фронт $W(\rho, \varphi)$ в даній роботі визначатиметься сумою мод Церніке:

$$W(\rho, \varphi) = \sum_n \sum_m N_n^m R_n^m(\rho) (C_n^m \cos|m|\varphi + C_n^{-m} \sin|m|\varphi),$$

де (ρ, φ) – полярні координати точки на одиничному колі, N_n^m – значення нормуючого фактору для n -го радіального порядку та m -ї кутової швидкості, $R_n^m(\rho)$ – значення поліному Церніке, C_n^m – значення коефіцієнту Церніке.

Нормуючий фактор N_n^m :

$$N_n^m = \sqrt{\frac{2(n+1)}{1+\delta}}, \delta = \begin{cases} 1, & m = 0 \\ 0, & m \neq 0 \end{cases}$$

а $R_n^m(\rho)$ визначається як

$$R_n^m(\rho) = \sum_{k=0}^{\frac{n-|m|}{2}} \frac{(-1)^k (n-k)!}{k! \left(\frac{n+|m|}{2} - k\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - k\right)!} \rho^{n-2k}.$$

Визначення набору коефіцієнтів C_n^m , за якого на детекторах утворюються зображення, подібні до реальних вимірювань, є завданням апроксимації навчанням з підкріпленням. В даній роботі пропонується використовувати оптимізацію проксимальної політики (англ. – Proximal Policy Optimization, PPO) [10] як відносно простий та гнучкий алгоритм, втім, запропоноване рішення може бути адаптоване під інші існуючі різновиди навчання з підкріпленням. Вхідними даними для агента є складові X та Y сигнатур реальних та згенерованих світлових плям на детекторах, різниця координат їхніх центрів, поточне значення кумулятивної нагороди та поточні нормовані значення коефіцієнтів C_n^m , а вихідними – одна з дій: збільшення або зменшення одного з апроксимованих коефіцієнтів Церніке. Архітектури нейромереж актора та критика наведені на рис. 2.



Рис. 2. Архітектури нейронних мереж: а) мережі-критика; б) мережі-актора. В скобках вказана кількість нейронів, поруч – функція активації (якщо її передбачено)

Відтворення зображення на детекторі за апроксимованими коефіцієнтами Церніке відбувається

поетапно. Першим кроком є трасування променів з метою визначення місць їхнього перетину з детекторами з урахуванням того, що для кожного променя, який виходить з оптичної системи, напрямок розповсюдження визначається як нормаль до хвильового фронту $W(\rho, \varphi)$ (Рис. 3а). Очевидно, що при такому підході можна обробити лише обмежену кількість променів, що позначається на точності відтворення кінцевого зображення. Наступним кроком є отримання контуру плями за набором точок на детекторі. В даній роботі пропонується використання визначення альфа-форми [11] (Рис. 3б). Після визначення контуру, створюється віртуальне зображення на детекторах за координатами точок перетину, а прями, що об'єднують ці точки в контур, з'єднуються на зображенні за допомогою алгоритму Брезенхема [12] (Рис. 3в). Простір в контурі на детекторі заповнюється за методом, описаним в [13] (Рис. 3г).

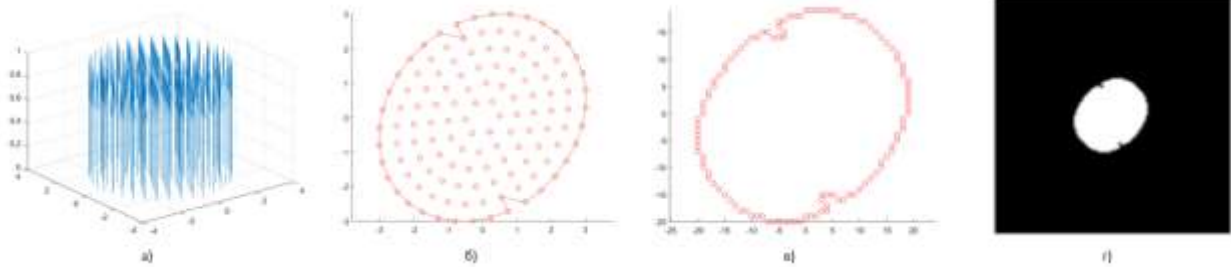


Рис. 3. Кроки відтворення набору коефіцієнтів Церніке у віртуальне зображення на детекторі

Порівняння згенерованого зображення з реальним здійснюється шляхом розрахунку середньої відстані Жаккара для детекторів:

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{pixel_sum_{AND}}{pixel_sum_{OR}},$$

де N – кількість детекторів, $pixel_sum_{AND}$ – кількість пікселів, де згенерована та реальна світлові плями перетинаються, $pixel_sum_{OR}$ – загальна кількість пікселів, яка покривається обома плямами на детекторі.

Результати роботи

Для перевірки працездатності запропонованого рішення обрано лише перші 3 моди (без C_0^0) Церніке для пришвидшення прототипування, втім, їхню кількість можна збільшити, однак це може значно збільшити час навчання. Роботу виконано в середовищі MATLAB, імплементацію алгоритму Брезенхема взято з [14]. В якості джерела хвильового фронту використовується кругла апертура діаметром 6 мм, а промені розповсюджуються з точок на ній, які утворюють 6 концентричних кіл. Оптичний шлях променів, перпендикулярних апертурі, до двох детекторів дорівнює 65 та 115 мм відповідно. Самі детектори моделюються квадратними матрицями 20x20 мм по 128x128 пікселів кожен.

Максимальна кількість ітерацій в одному епізоді дорівнює 80. Функцією нагороди є усереднена відстань Жаккара для детекторів, поділена на максимальну кількість ітерацій, однак у випадку, якщо відстань Жаккара більше або дорівнює 0.9, визначення коефіцієнтів Церніке вважається успішним, а нагорода за таку ітерацію дорівнює різниці між поточною кумулятивною нагородою та 1. Коефіцієнти навчання для нейромереж актора та критика дорівнюють 10^{-3} . Горизонт досвіду для функції узагальненого оцінювання переваги [15] дорівнює 8000 кроків. Розмір міні-вибірки обрано 128, фактор усічення – 0.2, фактор зменшення ваги крос-ентропії – 0.01, кількість епох навчання нейромереж з кожного набору досвіду – 3. Крок збільшення та зменшення, а також генерації випадкових нормованих значень коефіцієнтів Церніке дорівнює 0.05. Ліміти абсолютних значень коефіцієнтів наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Максимальні та мінімальні значення коефіцієнтів Церніке

Коефіцієнт	Значення	
	Мінімальне	Максимальне
C_1^{-1}	-0.020 мкм	0.020 мкм
C_1^1	-0.020 мкм	0.020 мкм
C_2^{-2}	-3 мкм	3 мкм

Навчання мережі здійснювалось допоки середнє значення нагороди за 20 епізодів не становило 0.95. Очевидно, що отриманий агент є демонстраційним, і, для покращення робастності, тренування слід проводити навчання з більшою кількістю епізодів, за якими усереднюється нагорода. Динаміка зміни значення нагороди протягом навчання наведена на рис. 4.

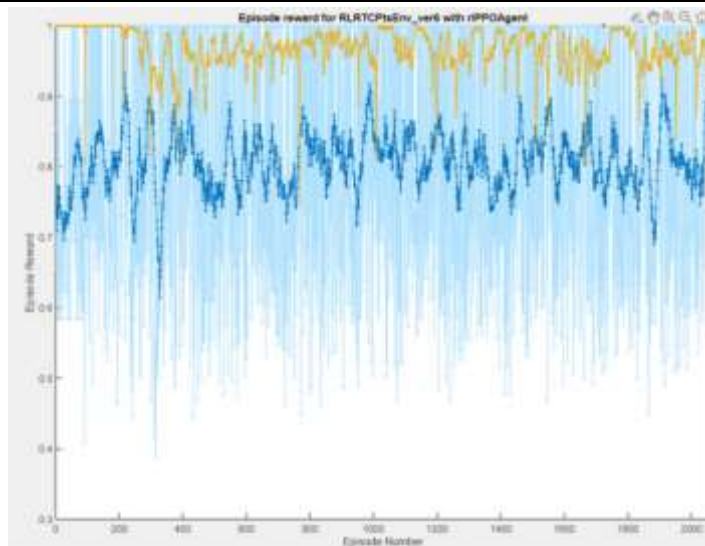


Рис. 4. Зміна значення нагороди за епізод протягом навчання в середовищі MATLAB. По осі X наведена кількість епізодів, по осі Y – значення нагороди (блакитний графік – реальна нагорода, жовтий – попередня оцінка на початку кожного епізоду)

Висновки з даного дослідження

і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

В роботі запропоновано рішення для визначення хвильового фронту, яке використовує світлоподільник та два детектори в якості оптичної системи. Працездатність перевірено для хвильових фронтів, що описуються трьома коефіцієнтами Церніке нижчих порядків. Результатом симуляції в середовищі MATLAB стала підготовка агента, здатного до визначення хвильового фронту з точністю 95%, яка розраховується як усереднена відстань Жаккара між згенерованими та реальними зображеннями на детекторах. Рішення можна вважати працездатним, однак для підготовки більш робастного та точного агента треба вирішити ряд проблем, як-от: необхідність збільшення часу навчання, збільшення роздільної здатності детекторів, збільшення відстані детекторів від джерела випромінювання, яке неодмінно впливатиме на габарити приладу, що імплементуватиме запропоноване рішення. Перелічені обмеження цілком можливо подолати залученням кращого апаратного забезпечення. Актуальним напрямком подальших досліджень та вдосконалень запропонованого рішення є перевірка його працездатності із застосуванням макету, а також пошук інших алгоритмів навчання з підкріпленням, оскільки збільшення кількості коефіцієнтів Церніке для опису хвильового фронту призведе до збільшення кількості дій, які може виконати агент, що, в свою чергу, може значно збільшити тривалість та погіршити стабільність навчання.

References

1. Shack R.V., Smith F. Dow. Production and use of a lenticular Hartmann screen. *Journal of the Optical Society of America*. 61 (5), 1971, Ramada Inn, Tucson, Arizona, 656. <https://doi.org/10.1364/JOSA.61.000648>
2. Ragazzoni R. Pupil plane wavefront sensing with an oscillating prism. *Journal of Modern Optics*, 43(2), 1996, pp. 289–293, <https://doi.org/10.1080/09500349608232742>
3. Deo V., Gendron E., Rousset G., Vidal F., Sevin A., Ferreira F., Gratadour D., and Buey T. A telescope-ready approach for modal compensation of pyramid wavefront sensor optical gain. *Astronomy & Astrophysics*, 629, 2019, A107, <https://doi.org/10.1051/0004-6361/201935847>
4. Ковальський В., Яганов П. Пристрій для рейтрейсингової aberометрії ока. *Вісник Київського політехнічного інституту. Серія Приладобудування*, вип. 56(2), с. 103–111, 2018, [https://doi.org/10.20535/1970.56\(2\).2018.152462](https://doi.org/10.20535/1970.56(2).2018.152462)
5. Alison P. Wong, Barnaby R. M. Norris, Deo Vincent, Guyon Olivier, Peter G. Tuthill, Lozi Julien, Vievard Sébastien, Ahn Kyohoon. Machine learning for wavefront sensing. *Proc. SPIE 12185, Adaptive Optics Systems VIII*, 121852I, 29 August 2022, <https://doi.org/10.1117/12.2628869>
6. Fowler J., Landman Rico. Tempestas ex machina: a review of machine learning methods for wavefront control. *Proc. SPIE 12680, Techniques and Instrumentation for Detection of Exoplanets XI*, 126800E,5 October 2023, <https://doi.org/10.1117/12.2676536>
7. Yaroshenko M. O. Human Eye Aberrometry Data Generation Using Generative Adversarial Neural Network. *Мікросистеми, Електроніка та Акустика : науково-технічний журнал*. 2023. Т. 28, № 3(125). С. 286366.1-286366.8. <https://doi.org/10.20535/2523-4455.me.286366>
8. Durech Eduard, Newberry William, Franke Jonas, and Marinko V. Sarunic, Wavefront sensor-less adaptive optics using deep reinforcement learning. *Biomed. Opt. Express* 12, 5423-5438, 2021, <https://doi.org/10.1364/BOE.427970>
9. Lillicrap T.P., Hunt J.J., Pritzel A., Heess N.M., Erez T., Tassa Y., Silver D. & Wierstra, D. (2015). Continuous control with deep reinforcement learning. URL: <https://arxiv.org/abs/1509.02971>

-
10. Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., & Klimov, O. (2017). Proximal policy optimization algorithms. URL: <https://arxiv.org/abs/1707.06347>
 11. Edelsbrunner Herbert, Kirkpatrick David G., Seidel, Raimund, On the shape of a set of points in the plane. IEEE Transactions on Information Theory, 29 (4): 551–559, 1983, doi:10.1109/TIT.1983.1056714.
 12. Jack E. Bresenham, Algorithm for Computer Control of a Digital Plotter. IBM Systems Journal, 4(1):25-30, 1965, DOI: 10.1147/sj.41.0025
 13. Soille P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications. Springer-Verlag, 1999, pp. 173–174, <https://doi.org/10.1007/978-3-662-05088-0>
 14. Aaron Wetzler (2024). Bresenham optimized for Matlab. MATLAB Central File Exchange. URL: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28190-bresenham-optimized-for-matlab>
 15. Schulman John, Moritz Philipp, Levine Sergey, Jordan Michael, Abbeel Pieter (2015). High-Dimensional Continuous Control Using Generalized Advantage Estimation. URL: <https://arxiv.org/abs/1506.02438>