



XLVI Академические чтения по космонавтике
Москва, 26 января, МГТУ им. Н. Э. Баумана



Определение положения космического аппарата относительно линии фокуса гравитационной линзы Солнца путем обработки изображения протяженного источника нейросетевым методом

Корнеев Кирилл Романович, ИПМ им. М.В. Келдыша РАН

Широбоков Максим Геннадиевич, ИПМ им. М.В. Келдыша РАН

Перепухов Денис Глебович, ИПМ им. М.В. Келдыша РАН

Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда
(проект № 22-71-00051 «Автономное управление космическим аппаратом при полёте к фокусу гравитационной линзы Солнца»)



Гравитационное линзирование



Согласно ОТО [1, 2] массивные тела преломляют свет своим гравитационным полем, что напоминает оптические линзы.

В отличие от оптической линзы гравитационная линза не имеет точки фокуса, но имеет фокальную линию.

Классический пример эффекта гравитационного линзирования - кольцо Эйнштейна.



Рис. 1. Подковообразное кольцо Эйнштейна, полученное телескопом Хаббл.

Image Credit: ESA/Hubble & NASA

[1] Einstein A. Die Grundlage der allgemeinen Relativitätstheorie // Annalen der Physik. 1916. Vol. 354, № 7. P. 769-822.

[2] Фок В.А. Теория пространства, времени и тяготения. Москва: Физматгиз, 1961.

Благодаря этому эффекту есть возможность наблюдать экзопланеты в высоком разрешении

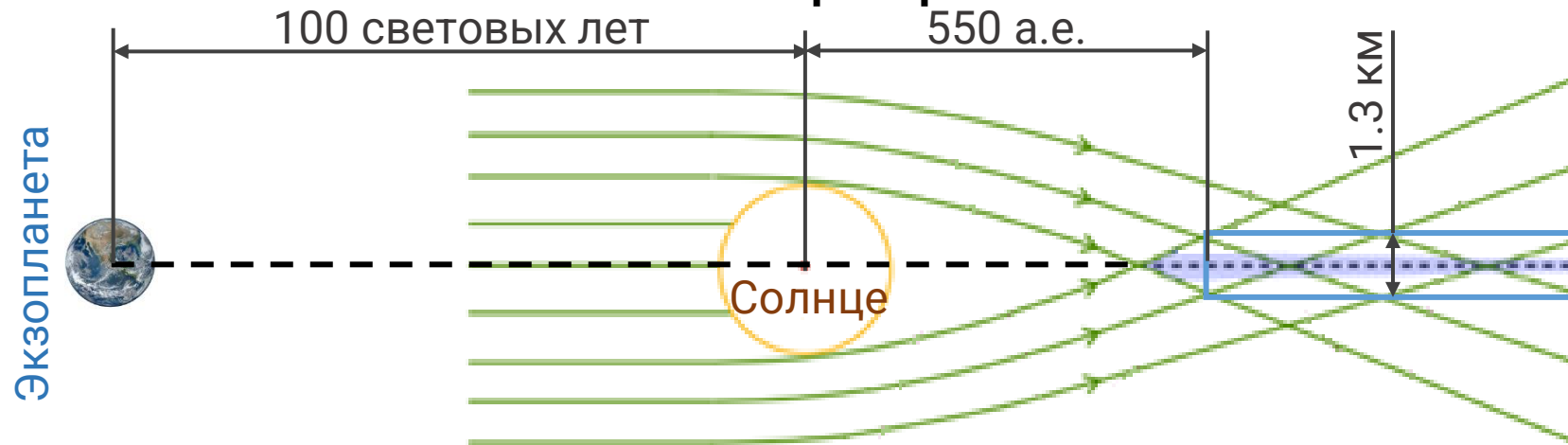


Рис. 2. Телескоп на фокальной линии может наблюдать преломлённое и усиленное изображение экзопланеты [2]

Положение	[550 а.е., $+\infty$) от Солнца
Усиление сигнала	До 10^{11} раз
Угловое разрешение	До 10^{-10} угловых секунд



Области интерференции СГЛ



Три области интерференции:

- Геометрическая оптика (>300 тыс. км)
- Слабая интерференция
- Сильная интерференция (<700 м)



Наиболее полезна с точки зрения измерений.

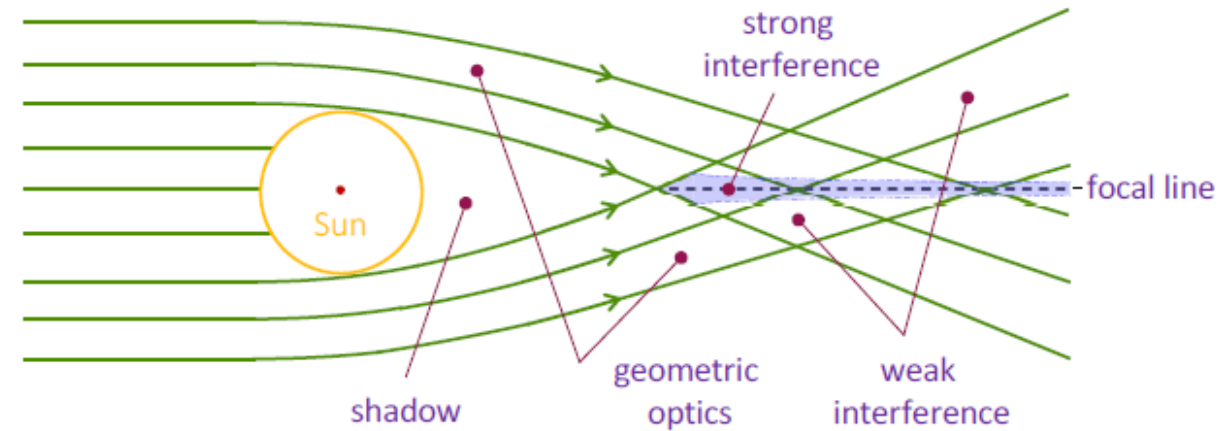


Рис. 3. Расположение областей интерференции возле фокальной линии [4]

[4] Turyshev S.G., Toth V.T. Image formation for extended sources with the solar gravitational lens // Physical Review D. American Physical Society (APS), 2020. Vol. 102, № 2. P. 024038.



Задача навигации



Возможна ли автономная навигация космического аппарата (КА) на удалении 550 а.е. от Солнца?

Задача навигации - определить положение и скорость КА относительно фокальной линии СГЛ.

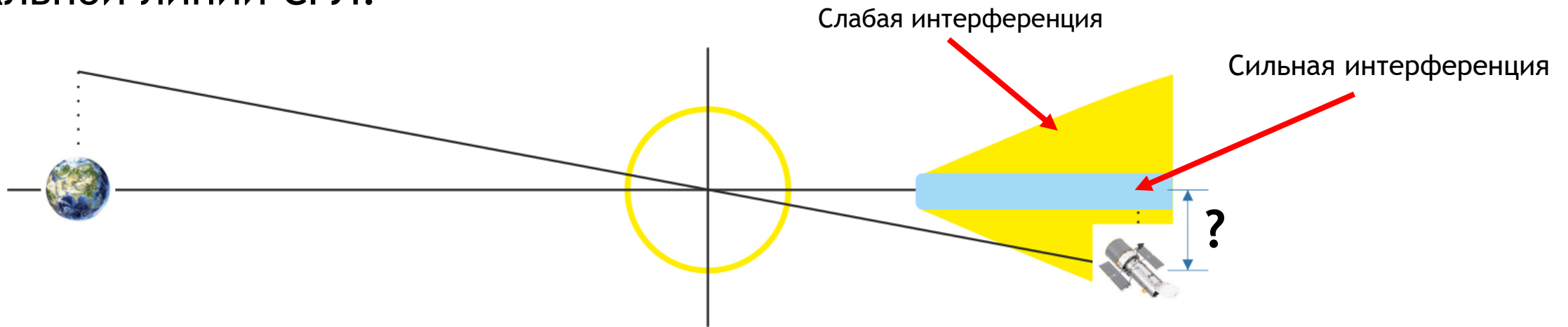


Рис. 4. Расположение КА относительно фокальной линии для выбранной экзопланеты. Для усиления сигнала нужно находиться в области сильной интерференции.



Цели и содержание работы



- Исследовать вопрос моделирования изображения кольца Эйнштейна
- Реализовать метод для осуществления навигации КА по изображению

Схема исследования:

- Промоделировать изображение протяжённого источника на фокальной линии СГЛ
- Обосновать применение нейросетей в данной задаче
- Провести эксперименты по обучению нейросетей



Существующие методы



Навигация в области фокальной линии СГЛ:

- Постановка задачи навигации и исследование возможных проблем - [5] Turyshev S.G., Toth V.T. Navigating stellar wobbles for imaging with the solar gravitational lens // Physical Review D. American Physical Society (APS), 2022. Vol. 105, № 4. P. 044012.

Методы машинного обучений/нейросетевые:

- Оценка параметров модели гравитационной линзы нейросетями - [6] Huang K.-W. et al. Strong Gravitational Lensing Parameter Estimation with Vision Transformer. arXiv, 2022.
- Поиск случаев гравитационного линзирования - [7] Khachatryan H.G. On machine learning search for gravitational lenses. arXiv, 2021.



Моделирование СГЛ



Согласно обзору [8] существует как минимум 8 пакетов для моделирования изображений с эффектом гравитационного линзирования

Выбран **Glafig2** [9] - пакет с открытым исходным кодом. Пакет моделирования написан на C++ и имеет интерфейс на Python.

Особенности моделирования:

- 1) Гравитационная линза - модель точечной массы.
- 2) Протяжённый источник - равномерно светящийся диск.

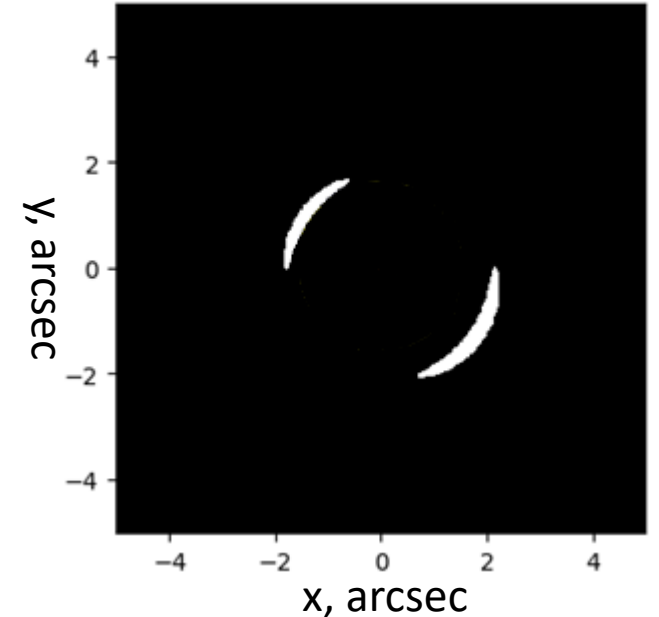


Рис. 5. Смоделированное изображение протяжённого источника

[8] Lefor A.T., Futamase T., Akhlaghi M. A systematic review of strong gravitational lens modeling software // New Astronomy Reviews. Elsevier BV, 2013. Vol. 57, № 1-2. P. 1-13.

[9] Oguri M. The Mass Distribution of SDSS J1004+4112 Revisited // Publications of the Astronomical Society of Japan. Oxford University Press (OUP), 2010. Vol. 62, № 4. P. 1017-1024.



Причины применения нейронных сетей



- 1) На данный момент не известен аналитического метода определения положения КА относительно фокальной оси по изображению.
- 2) Задача обладает явной нелинейностью из-за наличия трёх областей интерференции
- 3) Нейросети - испытанный временем инструмент для обработки изображений



Нейронные сети



Нейронные сети (нейросети) - это математическая модель в виде направленного, связного и взвешенного графа операций (сложение, умножение, гиперболический тангенс и т.д.).

Обучение нейросети - это оптимизация параметров нейросети с целью минимизации функции потерь. Нередко их оптимизируют с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.

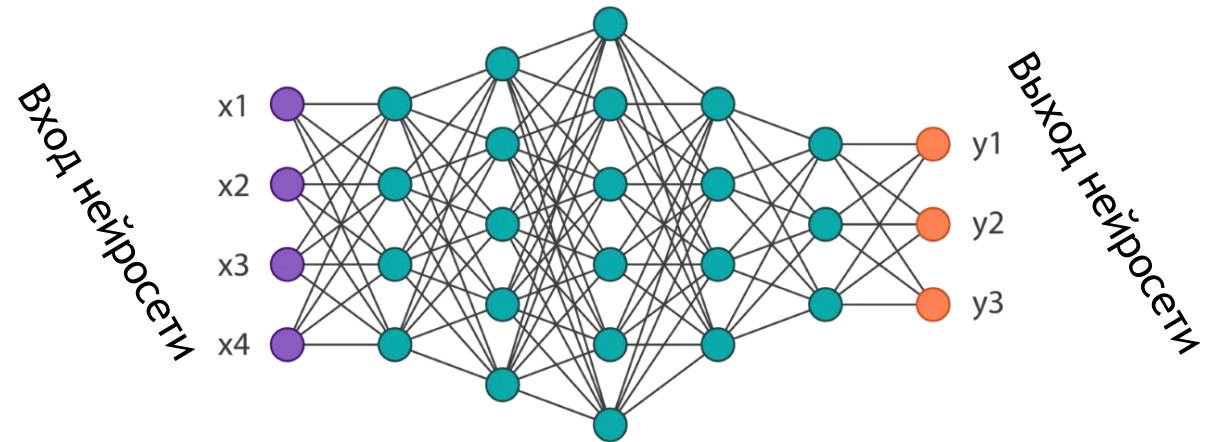


Рис. 6. Схематическое изображение полностью связной нейросети прямого распространения (многослойный персептрон)



Вход нейросети:

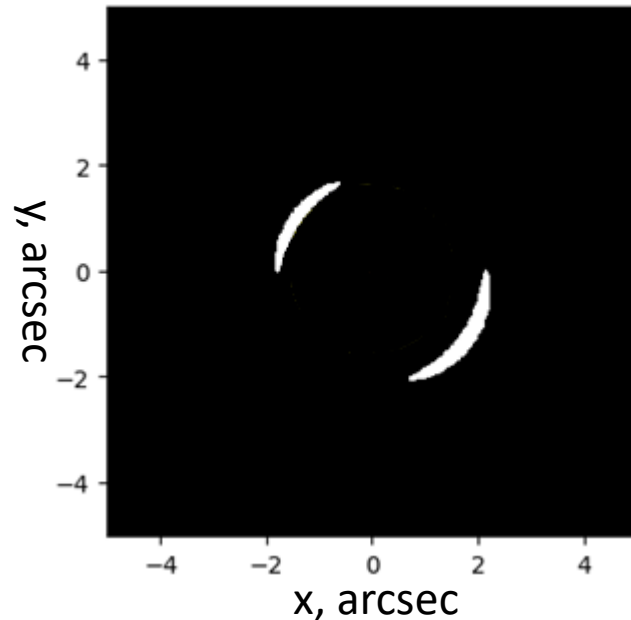


Рис. 7. Смоделированное изображение протяжённого источника

Выход нейросети:

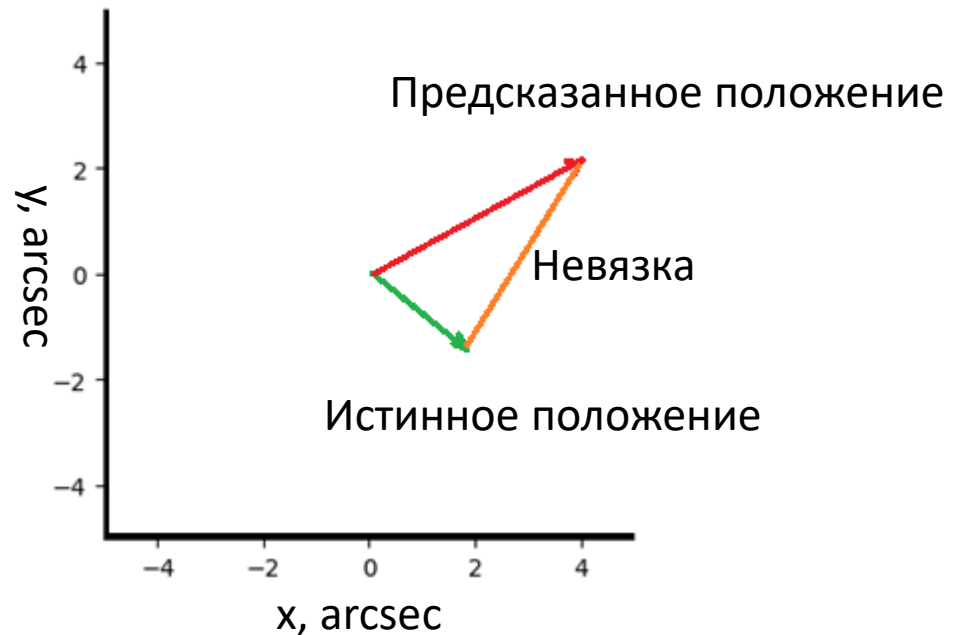


Рис. 8. Положение центра протяжённого источника.



Из задач классификации биологических изображений [10] позаимствована идея полярного преобразования изображения:

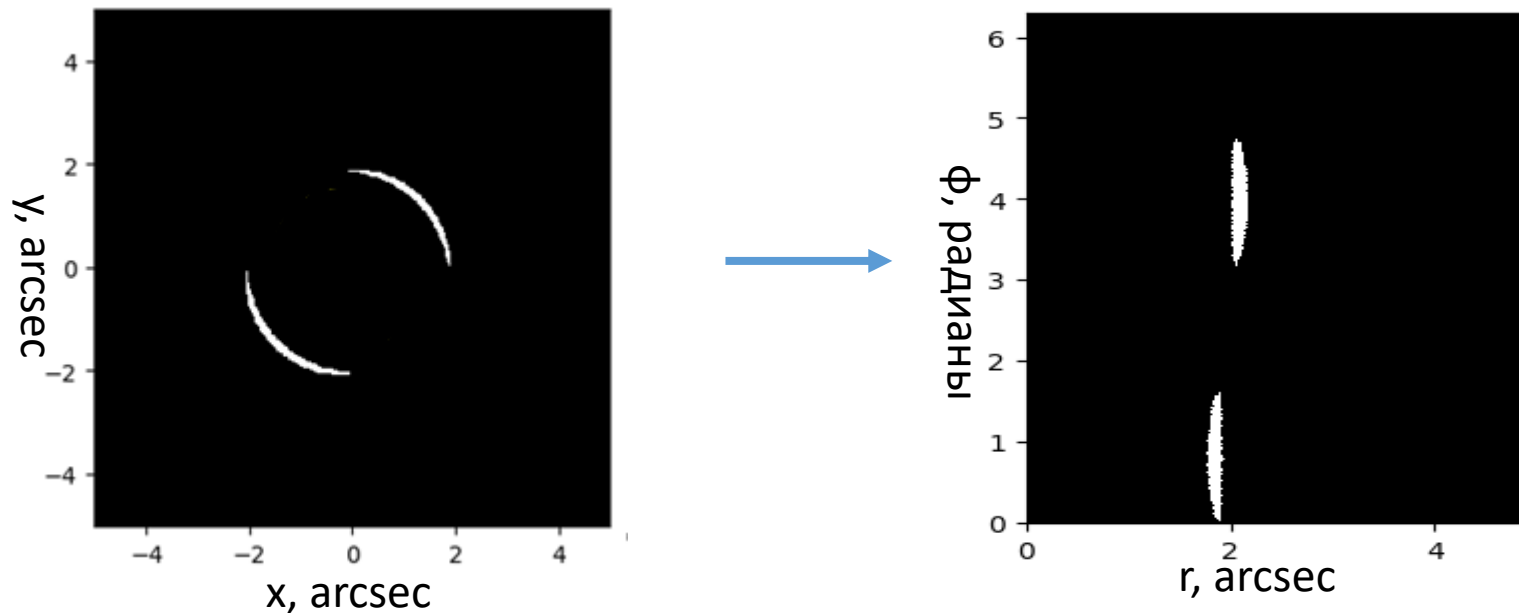


Рис. 9. Полярное преобразование изображений осуществляет переход от декартовых координат к полярным. Центр изображения считается известным.



Используемая модель

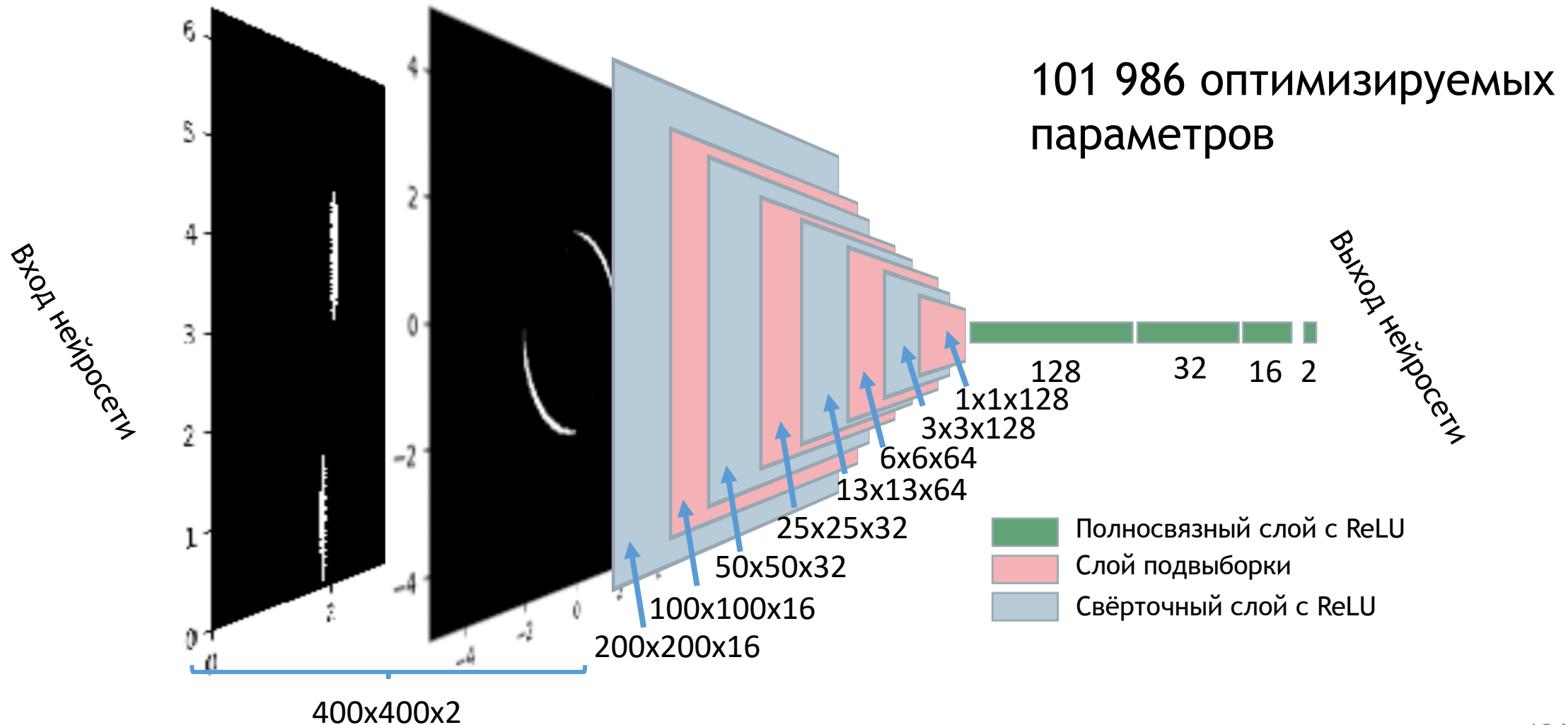


Рис. 10. Схематичное представление нейросетевой модели



Эксперименты по обучению



Целью экспериментов было выявление пригодной архитектуры и формата входных/выходных данных.

Выход \ Вход	Декартовые координаты положения источника (x,y)	Полярные координаты положения источника (r,φ)
Полярное преобразование изображения	✗	✗
Изображение в декартовых координатах	✗	✗
Использование двух изображений одновременно	✗	✓

Параметры оптимизации:

- Функция ошибок - MSE
- Оптимизатор - Nadam
- Шаг оптимизации - 0.001
- Библиотека обучения Tensorflow

Только один из форматов входа/выхода оказался пригодным, в остальных случаях функция ошибок не уменьшалась во время обучения



Результаты



Достигнутые результаты обучения:

- Среднеквадратичная ошибка определения углового радиального расстояния - 0.022 угловых секунды
- Среднеквадратичная ошибка определения угла наклона в плоскости изображения - 6.016 градуса.

На рисунках видно, что предсказанное положение источника и истинное достаточно близки

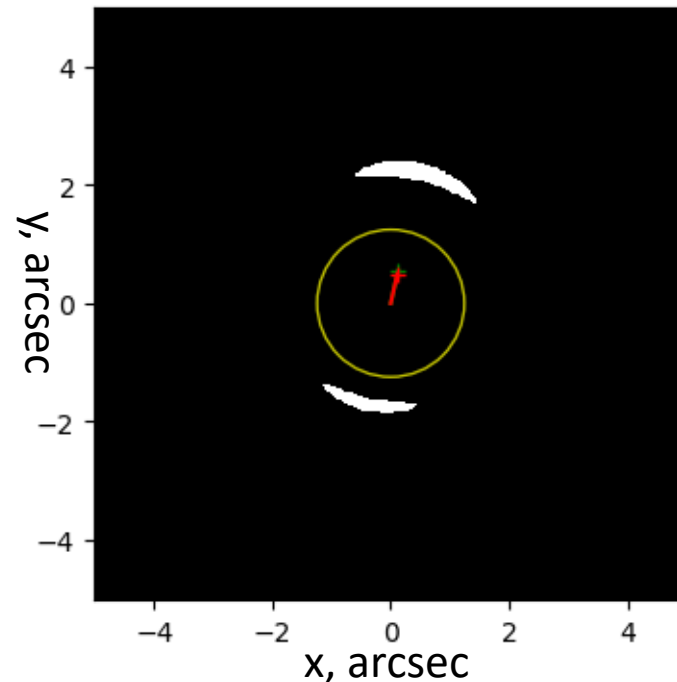


Рис. 11. Изображение в области слабой интерференции

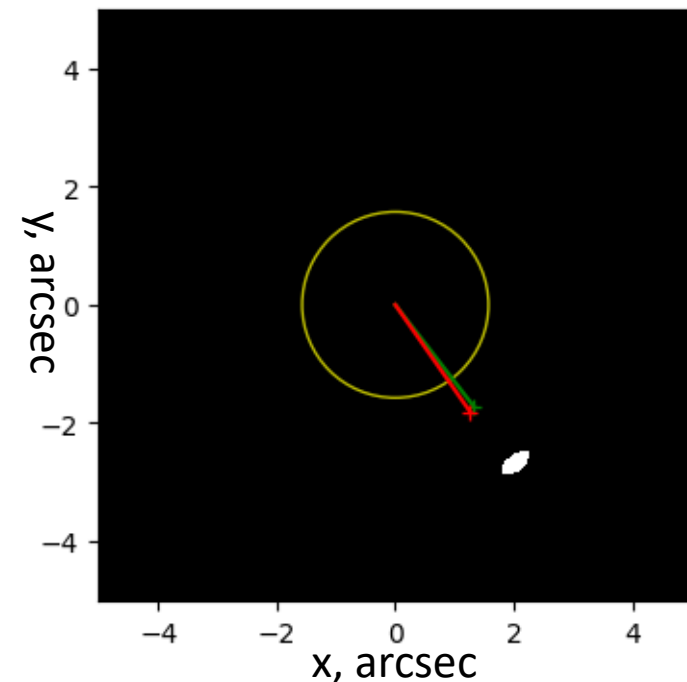


Рис. 12. Изображение в области геометрической оптики



Выводы



- Исследовано моделирование СГЛ численными методами, выбрана модель с открытым кодом
- Разработан нейросетевой метод навигации по изображению
- Решена задача определения положения с приемлемой для данного этапа точностью
- Сделан вклад в исследование задачи автономной навигации вблизи фокальной линии СГЛ



Бэкап. Число параметров.



100 тыс. оптимизируемых параметров - это много или мало?

Размеры нейросетей для классификации изображений

ResNet18 - 11 млн. параметров

VGG16 - 138 млн. параметров

Известная языковая модель, на которой работает ChatGPT

GPT-3 - 175 млрд. параметров

100 тыс. оптимизируемых параметров - это микроскопическая модель!



Бэкап. Возможные вопросы.



Вопрос: Что такое свёрточный слой?

Ответ: Свёрточный слой - это фильтр. Она состоит из ядра (матрицы с весами), которое скользит по изображению.

Вопрос: Что такое подвыборка?

Ответ: Подвыборка (maxpooling) - это операция, которая выбирает из участка изображения максимально яркие пиксели.

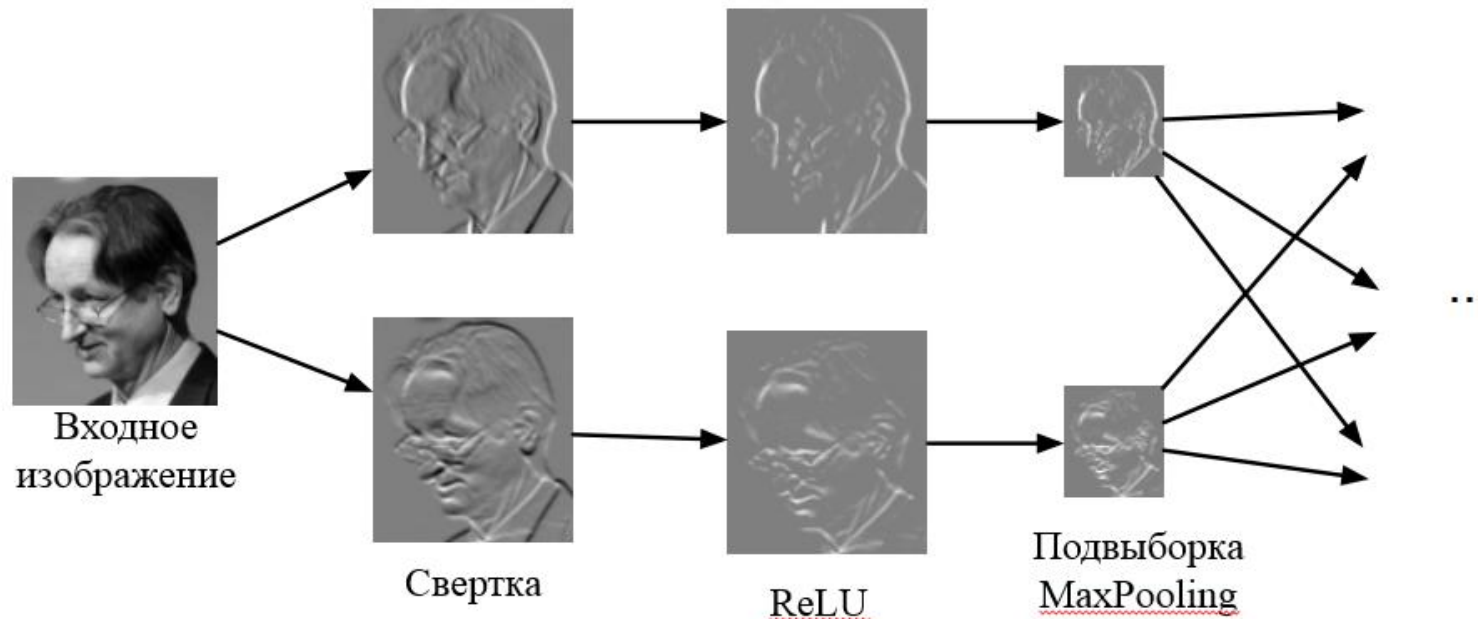
Вопрос: Что такое ReLU?

Ответ: ReLU - это функция активации, которая равна нулю, если сигнал отрицателен и самому сигналу, если он положителен.



Визуализация работы свёртки, ReLU и подвыборки

Операция свертки + ReLU + подвыборка





Бэкап. Как происходит обучение.



Порядок:

- 1) Случайным образом меняются положение источника и его размеры.
Запоминаются.
- 2) Генерируется набор из нескольких случайных изображений источника.
- 3) Этот набор подаётся на вход нейросети
- 4) Вычисляется граф операций
- 5) К выходу нейросети и известному положению источника применяется функция ошибок.
- 6) Алгоритм обратного распространения ошибки обновляет параметры сети.
- 7) Переходим на пункт 1.