

Нейросетевые методы поиска и сегментации объектов в данных современных космических обзоров (eROSITA, ART-XC)

Научные руководители:

Герасимов С.В., к.ф.-м.н. Мещеряков А.В.

Студент:

Немешаева Алиса, 3 курс бакалавриата ВМК МГУ

Общий план

- 0. Введение
- 1. Актуальность
 - 1.1 Особенности данных
- 2. Постановка задачи
- 3. Обзор классических алгоритмов
 - 3.1 CIAO
 - 3.2 Однополосный оптимальный фильтр
 - 3.3 Обработка данных для ART-XC
 - 3.4 Проблемы перечисленных методов
- 4. План решения для ART-XC
 - 4.1 U-net
- 5. План решения для eROSITA
 - 5.1 Point-CNN
- 6. Метрики для оценки качества сегментации
- 7. Общий план работы
- 8. Текущие результаты

0. Введение

- С помощью рентгеновских телескопов можно обнаруживать объекты, которые трудно обнаружить в других диапазонах, например черные дыры.
- Чёрная дыра может разрастись за счёт поглощения газа. Процесс падения газа на любой компактный астрофизический объект, в том числе и на чёрную дыру, называется **аккрецией**. При этом из-за вращения газа формируется **аккреционный диск**, в котором вещество разгоняется до релятивистских скоростей, нагревается и в результате сильно излучает, в том числе и в рентгеновском диапазоне, что даёт возможность обнаруживать такие аккреционные диски (и, следовательно, чёрные дыры) при помощи рентгеновских телескопов.



1. Актуальность

- Обсерватория с ART-XC и eROSITA была отправлена для исследований летом 2019 года. Данные обзоров появятся в 2020 году, и есть время, чтобы подготовить нужные алгоритмы и изучить данные с предыдущих запусков других телескопов, а также данные симуляций.
- Целью запуска этих телескопов является получение полного обзора неба в рентгеновском диапазоне, что позволит обнаружить новые объекты и сравнить полученные результаты с предыдущими исследованиями.
- Фактически, до этого момента ещё не было попыток применить нейросетевые методы сегментации к данным рентгеновских телескопов.
- ART-XC и eROSITA сильно отличаются по характеристикам и по виду предоставляемых данных. К ним нужен разный подход.
- Это задача компьютерного зрения, но её нельзя решить с помощью готовых моделей – рентгеновские данные аппроксимируются пуассоновской статистикой, в то время как данные из оптического мира (то, что видит человек или обычная камера) аппроксимируются гауссовой статистикой.

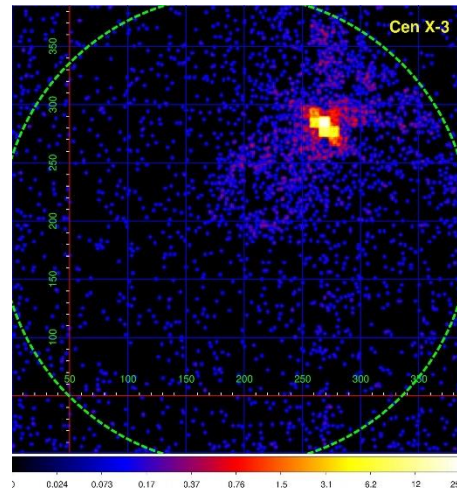
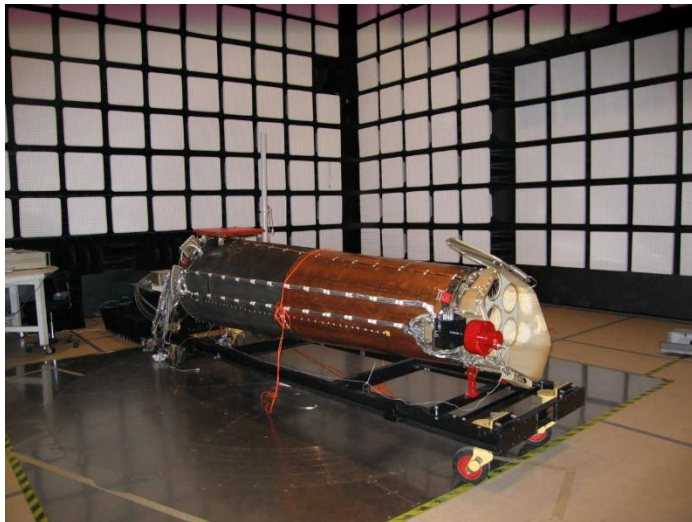
1.1 Актуальность. Особенности данных

- В следствие того, что рентгеновские телескопы обрабатывают сигналы только в определённых частотных диапазонах, **данные получаются сильно разреженными**, и хранить их в виде обычных изображений слишком ресурсозатратно. Поэтому такие данные гораздо удобнее хранить и обрабатывать в виде **облаков точек**.
- Облака точек – наборы вершин в выбранной системе координат. В данном случае для каждой вершины определена не только координата, но и её энергия.
- Кроме того, в данных могут появляться искажения и «шум», который нужно отсеивать от основной массы точек.
- Объекты, которые излучают энергию в рентгеновском диапазоне, почти всегда излучают её и в **инфракрасном диапазоне**. Этим можно воспользоваться для улучшения качества сегментации в случае, если образец, на котором проводится сегментация, сильно зашумлен.
- Однако при использовании ИК-диапазона вместе с рентгеновским, необходимо преобразовывать облака точек в вид растрового изображения.

1.1 Актуальность. Особенности данных

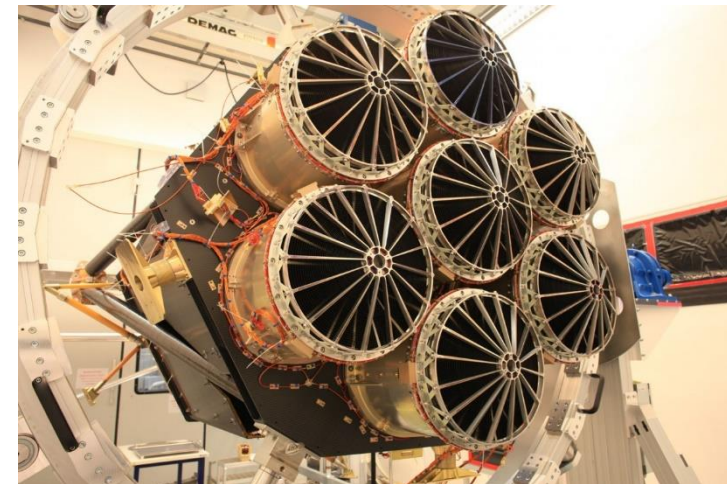
ART-XC

- Энергетический диапазон: 5–30 кэВ
- На записи попадает большое количество «фоновых» фотонов, которые не относятся к источникам, которые являются целью поисков.
- Есть прямой доступ к данным из ИКИ РАН.



eROSITA

- Энергетический диапазон: 0.3–11 кэВ
- Данные почти не зашумлены, качество информации в разы лучше по сравнению с аналогичными проектами в прошлом.
- Пока что данные не обработаны, и протестировать готовые модели ещё нельзя.



1.1 Актуальность. Особенности данных

- ART-XC

Из-за высокой зашумлённости самым оптимальным вариантом будет использование данных ИК-диапазона в сочетании с данными рентгеновского диапазона.

Так как есть прямой доступ к данным с этого телескопа, эта задача будет решаться в первую очередь.

- eROSITA

Почти отсутствует шум, можно использовать только рентгеновский диапазон.

Без использования ИК-диапазона нет нужды конвертировать облака точек в изображения, поэтому мы теряем меньше информации в рентгеновском диапазоне.

2. Постановка задачи

- Обзор существующих алгоритмов сегментации и детекции для рентгеновских данных.
- Создание различных алгоритмов, каждый из которых будет учитывать особенности данных и характеристики телескопа.
- Сравнение полученных моделей с классическими алгоритмами.

3. Обзор классических алгоритмов. CIAO

- На данный момент существует несколько пакетов программ, с помощью которых осуществляется сегментирование данных, полученных с рентгеновских телескопов. Одним из них является CIAO (CHANDRA INTERACTIVE ANALYSIS OF OBSERVATIONS), разработанный специально для Космической рентгеновской обсерватории «Чандра».
- <https://cxc.harvard.edu/ciao/>

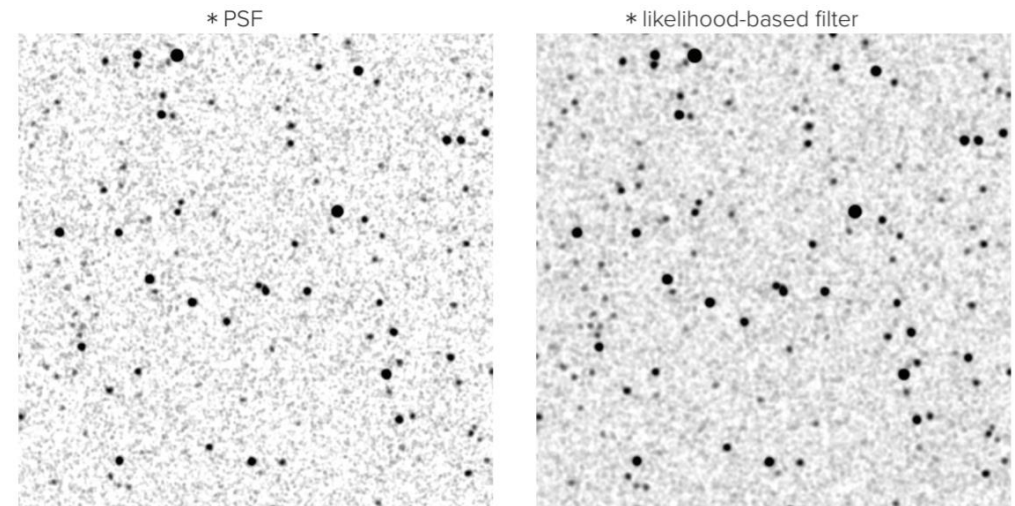


3.2 Обзор классических алгоритмов. Однополосный оптимальный фильтр

- **Однополосный оптимальный фильтр** – статистический метод, основанный на лемме Неймана-Пирсона. Для каждой точки строится модель изображения, которую можно представить в виде
- $m = f \times P + b$,
- где $\iint P = 1$, P – функция разброса точек (point spread function), то есть плотность вероятности, обусловлена характеристиками прибора и оценивается отдельно;
- f – общий поток источника, нормировка, описывающая **количество фотонов в данной точке**;
- b – яркость **фона**, константная величина.

После всех вычислений будет получена величина Φ , характеризующая функцию правдоподобия для случайной величины, которая даёт информацию о том, существует ли источник в данной точке.

Данный метод наиболее эффективен для одиночных источников.



$$\Phi = \ln \left(\frac{f}{b} P + 1 \right)$$

3.3 Обзор классических алгоритмов. Обработка данных для ART-XC

- Данные телескопа представляют из себя низкоуровневые данные о записанных сигналах, эти данные собраны в специальные пакеты, которые преобразуются к fits-формату самого низкого уровня интерпретации L0.
- Данные L0 содержат читаемую сырую информацию звёздных датчиков и детекторов - например цифровые каналы.
- После этого информация преобразуется в более высокие уровни L1, L2, L3, L4.

Преобразование первичных данных в fits формат уровня L0



Преобразование в более высокие уровни L1, L2, L3



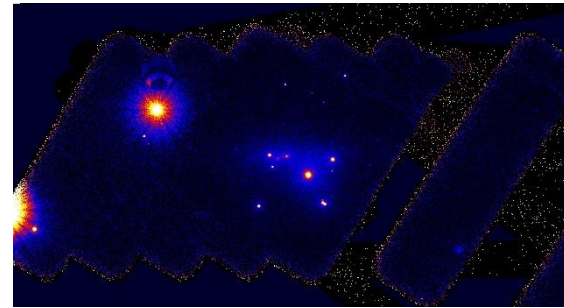
Создание изображений



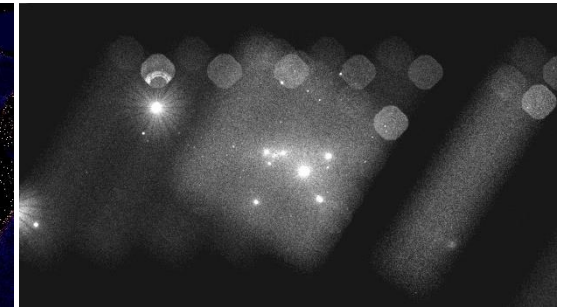
Поиск источников

3.3 Обзор классических алгоритмов. Обработка данных для ART-XC

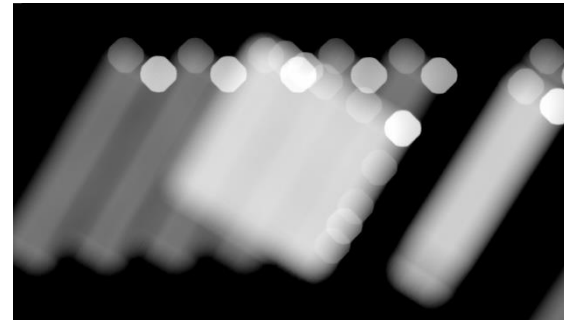
Из данных высокого уровня можно получить изображения неба, карты экспозиции, карты фона частиц, карты фона. К полученным изображениям можно применить алгоритмы поиска источников. Кроме того существует ПО для моделирования данных (симуляций).



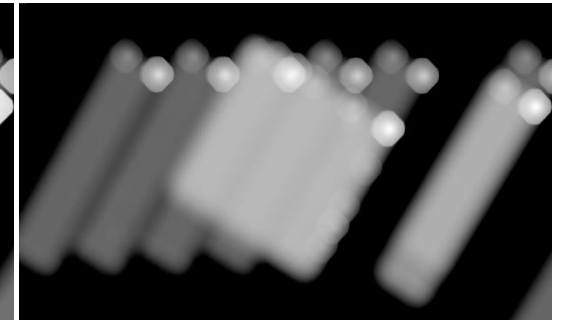
Поток фотонов



Фотоны



Карта фона частиц



Карта экспозиции

3.4 Обзор классических алгоритмов.

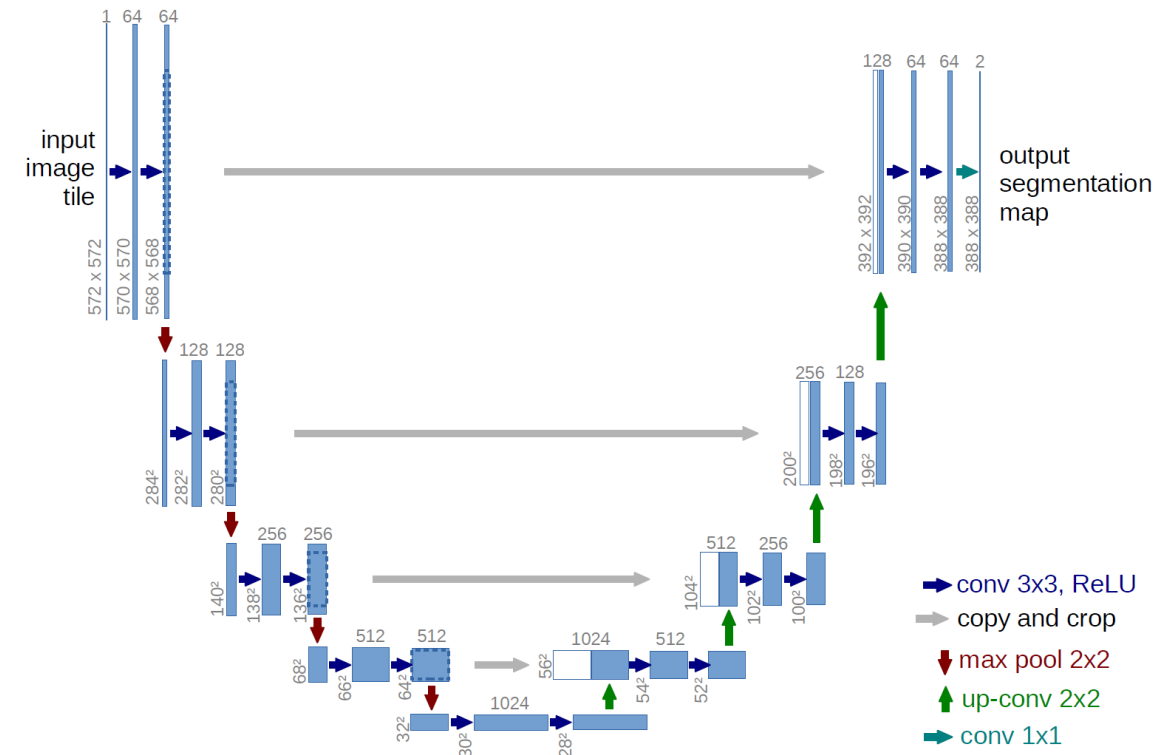
Проблемы перечисленных методов

- Поскольку данные являются разреженными не только по координатам точек, но и по значениям энергии, информация сохраняется в большом количестве каналов. Перечисленные методы не учитывают информацию со всех каналов полностью, а используют **усреднённые по всем каналам данные**.
- Кроме того, эти методы имеют **большое количество параметров** для настройки, из-за изменения которых результаты могут сильно отличаться. Поэтому зачастую приходится тратить время на подбор этих параметров для каждой порции данных.
- Все эти методы требуют предварительной обработки данных, кроме того они лучше всего работают, если известна точная **калибровка телескопа**. Однако эта информация всегда известна только приблизительно.
- Ожидается, что при использовании достаточного количества данных из симуляций, можно будет обучить нейросеть, у которой подобных проблем не будет.

4.1 План решения для ART-XC. U-net

- Одной из лучших нейросетевых архитектур для сегментации изображений является **U-net**. Её ключевой особенностью является наличие skip-connection слоёв, таким образом часть слоёв энкодера конкатенируется со слоями декодера, и при сжатии признаков нейросеть теряет меньше информации об изображении, на котором она обучалась.

- <https://arxiv.org/pdf/1505.04597.pdf>

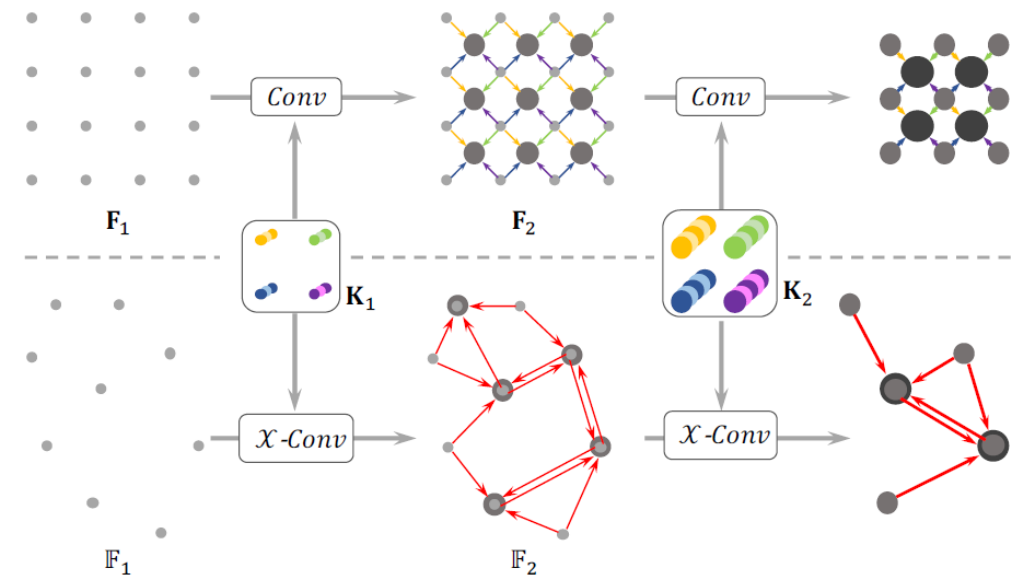


5.1 План решения для eROSITA. Point-CNN

- Если напрямую преобразовывать облака точек в изображения и использовать на них архитектуры для сегментации, точность будет заметно ниже, чем для данных, изначально полученных в качестве изображений.
- Были изобретены особые свёртки для облаков точек, которые во многом подобны обычным свёрткам из нейросетей для изображений, но учитывают особенности данных.
- Из таких свёрток можно сделать полносвёрточную нейросеть для сегментации, используя архитектуры, которые работали хорошо для задач сегментации изображений, заменяя в них обычные свёртки.

5.1 План решения для eROSITA. Point-CNN

- Вместо обычных свёрток с размером ядра K , используются специальные преобразования – **иерархические свёртки (χ -свёртки)**, которые концентрируют в одной точке признаки K соседних точек, что по смыслу очень похоже на то, что происходит при использовании обычных свёрток. Из таких свёрток строится архитектура Point-CNN.




<https://arxiv.org/pdf/1801.07791.pdf>

5.1 План решения для eROSITA. χ -свёртки

- На вход свёртка получает 4 объекта:
 - K (размер ядра свёртки, от этого числа зависит количество тренируемых параметров),
 - p (точка-образец, которая будет агрегировать признаки своих соседей),
 - P (матрица параметров K соседних точек, размерность $K \times \dim L$),
 - F (матрица признаков для обучения, размерность $K \times C_1$).
- L – пространство точек предыдущего слоя. Первый слой имеет размерность 3, поэтому размерность матрицы P для первой свёртки будет $K \times 3$.
- Выход свёртки:
- F_p - проекция входных параметров на точку p .
- 1) Переводим P в локальную систему координат p .
- 2) Переводим P' в пространство размерности δ с помощью многослойного персептрона.
- 3) Конкатенируем F_δ и F в матрицу F_* размера $K \times (C_\delta + C_1)$
- 4) Преобразуем P' с помощью другого многослойного персептрона.
- 5) Перемножаем матрицы χ и F_* .
- 6) Обычная свёртка для матрицы F_* с ядром K .
- C_1, C_δ – количество каналов в промежуточных матрицах.
- C_1 означает количество фильтров для первой χ -свёртки, а C_δ выбирают как $\frac{1}{4}$ от C_1 , хотя эти значения можно менять и смотреть, как это повлияет на общее качество результатов.

6. Метрики для оценки качества сегментации

- Чаще всего в области сегментации облаков точек используются метрики
- **IoU** (Intersection over union) и её модификации,
- **Overall Accuracy** (отношение числа верно сегментированных точек к неверно сегментированным), **mean per-class Accuracy** (средняя точность для каждого класса).
- IoU можно посчитать для каждого класса, а в качестве результата использовать среднее между ними, получится **mpIoU** (mean per class IoU).
- ОА позволяет оценить общее количество верных ответов, в то время как IoU оценивает и количество отличных от истинного значения результатов.
- IoU очень часто используется как метрика для оценки методов компьютерного зрения.


$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$

7. Общий план работы

- ART-XC

Модель: U-net

Данные: рентгеновский и ИК диапазоны в виде изображений

Предобработка: совмещение площадок в разных диапазонах

- eROSITA

Модель: U-net + дополнительный слой χ -свёртки

Данные: рентгеновский диапазон в виде облаков точек

8. Текущие результаты

- Проведен обзор существующих методов сегментации и детекции.
- На основе архитектуры U-net был создан образец нейросети, обученной на синтезированных данных.
- Кроме того, написана программа для сборки данных, чтобы их можно было сразу отправить на обучение.