

МГУ им. М. В. Ломоносова, факультет ВМК

Курсовая работа

на тему: «Нейросетевые методы поиска и сегментации объектов в
данных современных космических обзоров (eROSITA, ART-XC)»

Выполнила: студентка гр. 320
Немешаева Алиса

Москва 2020

Содержание

Аннотация	1
Введение	2
1 Постановка задачи	3
2 Обзор существующих решений рассматриваемой задачи или её модификаций	4
3 Исследование и построение решения задачи	7
4 Описание практической части	8
Заключение	9
Список использованных источников	10

Аннотация

Данная работа рассматривает возможность применения нейросетевых методов к решению проблемы сегментации и детекции объектов по многоволновым данным космических телескопов(в данном случае оптического, инфракрасного и рентгеновского диапазонов). В качестве основы для нейросетевой архитектуры использовалась модель U-net. [Добавить результаты потом]

Введение

В 2019 году произошел запуск космической обсерватории СРГ (Спектр-Рентген-Гамма) с телескопами eROSITA и ART-XC на борту. Основной задачей этих телескопов является создание обзора всего неба в рентгеновском диапазоне. Данные, полученные от этих телескопов будут использоваться для обнаружения астрономических объектов трёх категорий:

- а) Скопления галактик.
- б) Сверхмассивные чёрные дыры.
- в) Рентгеновские звёзды в галактике Млечный путь.

Полные обзоры неба, полученные телескопом eROSITA, появятся к июню 2020 года, поэтому на данный момент есть возможность подготовить модели для сегментации данных на примере других диапазонов.

В первую очередь будут использоваться данные оптического диапазона. Видимое излучение — тот диапазон частот, что доступен глазу человека. На текущий момент существует большое количество оптических телескопов, и, как следствие, большое количество данных, извлеченных с их помощью. В данной работе будут использоваться данные телескопа Pan-STARRS1, который является частью системы телескопов Pan-STARRS (Panoramic Survey Telescope and Rapid Response System). Этот телескоп построен на вершине гавайского вулкана Халеакала. На 2007 год он обладал самой большой светочувствительной матрицей в мире. Кроме того, его данные находятся в общем доступе [2].

1 Постановка задачи

Эта работа во многом является повторением исследования из статьи о детекции эффекта Сюняева-Зельдовича [1], с той разницей, что здесь будут использоваться оптические данные, в то время как в упомянутой статье использовались данные микроволнового диапазона.

Основной задачей этой работы является создание нейросетевой модели, способной сегментировать данные космических обзоров так, чтобы на них можно было детектировать объекты определённого типа (в данном случае скопления). В лучшем случае модель должна будет демонстрировать результаты, превосходящие по качеству методы, использующиеся для решения аналогичных проблем.

2 Обзор существующих решений рассматриваемой задачи или её модификаций

В первую очередь рассмотрим уже упомянутую работу о детекции эффекта Сюняева-Зельдовича [1]. Её автор использует для сегментации данных архитектуру U-net (эта архитектура будет использоваться и в этой работе).

Основной целью описываемой работы являлось создание алгоритма для детекции источников через эффект Сюняева-Зельдовича по данным телескопа «Планк». Соответственно, кроме самих обзоров неба, полученных «Планком», использовались еще три каталога скоплений для создания целевых данных:

а) PSZ2. Этот каталог был получен по данным «Планка» при помощи алгоритмов согласованного мультифильтра и PowellSnakes.

б) MCXC (Meta-Catalogue of X-ray detected Clusters). Это объединенный каталог из всех других каталогов скоплений, полученных из данных телескопа ROSAT.

в) RedMaPPer (Red-sequence Matched-filter Probabilistic Percolation). Каталог скоплений, полученный с помощью одноимённого алгоритма из данных оптического диапазона.

В описываемой работе для создания тренировочных выборок использовалось разбиение неба проекцией HEALPix (Hierarchical Equal Area isoLatitude Pixelisation).

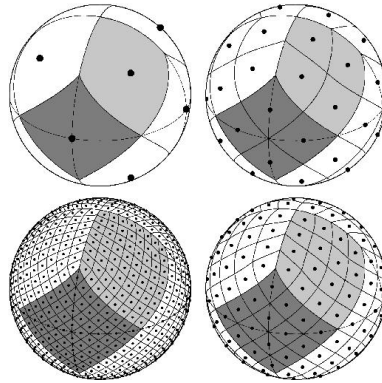


Рисунок 2.1 — Примеры разбиения сферы HEALPix [3]

Разбиение с параметром $n_{side} = 2$ позволяет получить 48 больших областей неба. Некоторые из них были использованы для тестирования полученной модели и для валидации, все остальные были использованы для обучения модели.

Случайным образом в соответствующих областях разбиения HEALPix выбирались центры патчей и их ориентации для создания тренировочных, валидационных и тестовых выборок. Каждый патч представлял из себя изображение

размера 64 x 64 с шестью каналами различных данных. Размер каждого пикселя на таких патчах составлял 1.7 arcmin.

После этого 100000 патчей были использованы для обучения нейросети. Обучение длилось более 30 эпох.

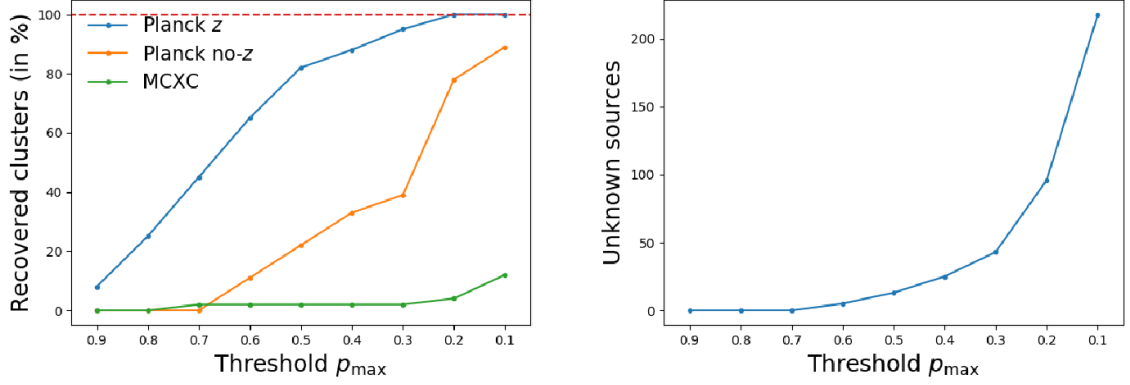


Рисунок 2.2 — Результаты исследования работы [1]

Для детекции скоплений на полученных из нейросети данных, зонами скоплений обозначались зоны, занимающие пиксели со значением больше p_{max} , а затем на них находились барицентры, которые впоследствии считались предсказанными центрами скоплений. Таким образом большая часть скоплений из каталога PS2 была успешно распознана нейросетью.

3 Исследование и построение решения задачи

Так же, как и в статье [1], в качестве целевых данных будем использовать данные, полученные из каталога Planck.

4 Описание практической части

Заключение

Текст заключения

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. *V. Bonjean* Deep learning for Sunyaev–Zel’dovich detection in Planck Astronomy & Astrophysics
2. PanSTARRS1 (PS1) Catalog Archive Server Jobs System (CasJobs) service
3. HEALPix - Features