



# Применение сверточных нейронных сетей в задаче распознавания объектов на астрономических изображениях в рентгеновском диапазоне

Васильченко Андрей

Научные руководители:

Герасимов Сергей Валерьевич, инж.

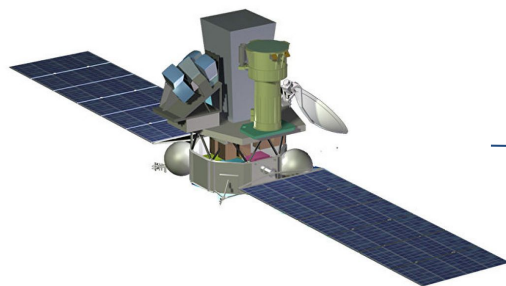
Мещеряков Александр Валерьевич, к.ф.-м.н.

# Актуальность

В 2019 году планируется запуск рентгеновского телескопа **eROSITA**. Сам телескоп обладает лучшим на данный момент спектральным разрешением, однако программный комплекс, который будет использоваться для обработки изображений основан на приемах 20 века:

- Метод скользящего окна - детектирование объектов
- Разделение смеси близких объектов

Телескоп eROSITA



Обработка данных eSASS



Готовые данные

Flux	Ra	Dec
2.00E-14	0.103	0.125
5.00E-14	0.543	0.423
8.00E-14	0.513	0.410
1.20E-13	0.449	0.835
3.40E-13	0.701	0.770
5.30E-13	0.007	0.380

# Актуальность

Сверточные нейронные сети (CNN) уже применялись во многих областях, связанных с анализом изображений. В широком круге задач (детектирование, сегментация, классификация) они превзошли прошлые алгоритмы, а в некоторых задачах достигают лучшей точности, чем человек. Нейронные сети также уже успешно применялись и в астрономии, однако еще **ни разу не применялись** для детектирования объектов в рентгеновском диапазоне

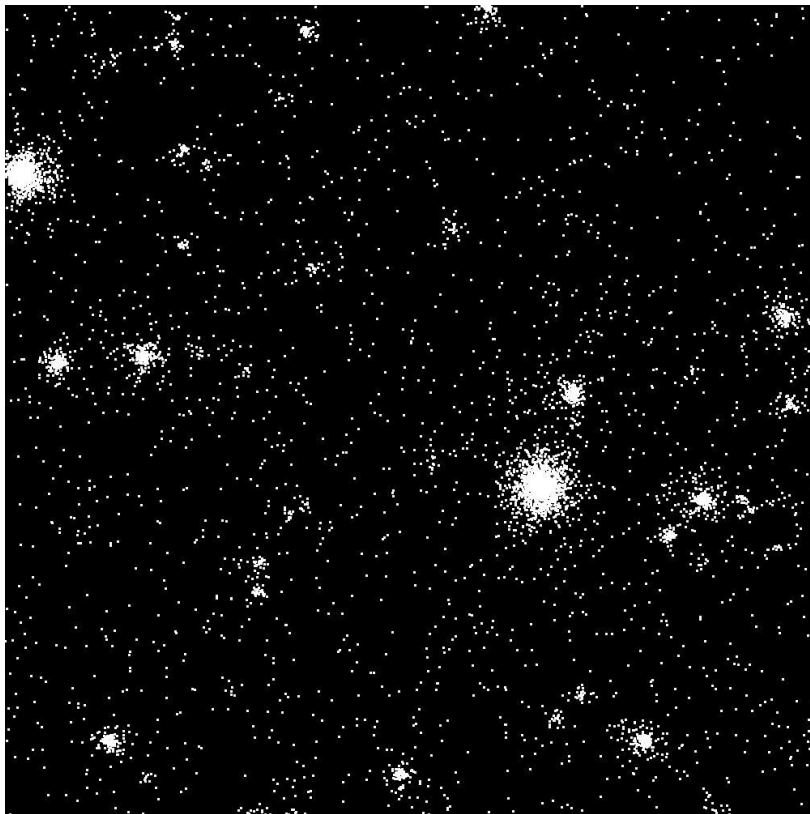
Нейронные сети могут помочь значительно улучшить качество данных, полученных с помощью нового телескопа и дать ученым возможность провести более полные исследования вселенной

# Постановка задачи

- Исследовать возможности применения нейронных сетей в задаче детектирования источников на астрономических изображениях
- Улучшить существующий алгоритм распознавания объектов на рентгеновских изображениях с помощью сверточных нейронных сетей
- Встроить алгоритм в систему поиска источников телескопа eROSITA

# Обзор алгоритма поиска источников eSASS

Визуализация данных с телескопа



Каждая точка - фотон

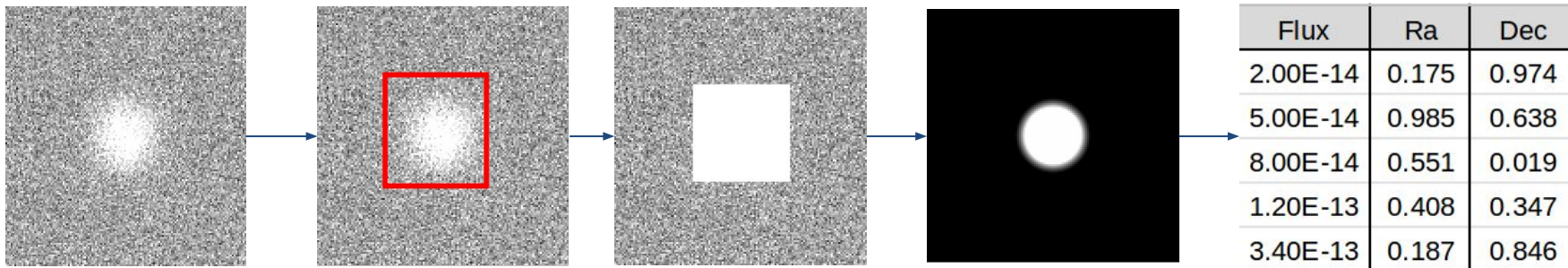
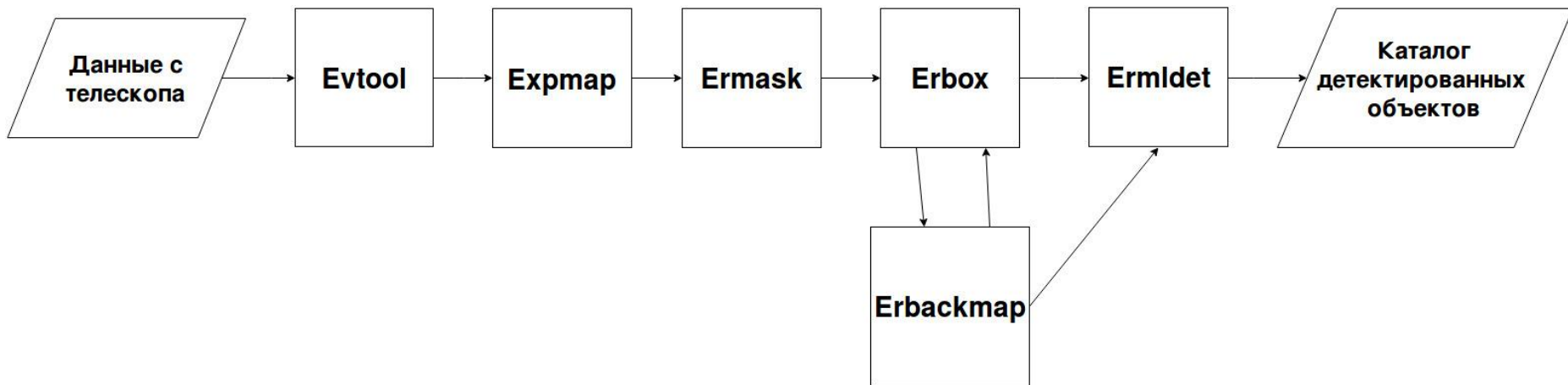
Для каждого фотона известны:

- Положение
- Энергия
- Расстояние до оптической оси телескопа

**Цель:**

Найти все источники, оценить их яркости и размеры

# Обзор алгоритма поиска источников eSASS



# Основные недостатки существующего алгоритма

## **Не использует всю доступную информацию об источниках:**

Учитывает только суммарную энергию фотонов в пикселе

Не учитывает расстояние до оптической оси телескопа

## **Не использует современные методы анализа изображений:**

Для поиска источников применяется метод максимального правдоподобия

Этот метод - оптимальный алгоритм стат. моделирования при условии правильного выбора моделей

Сверточные нейронные сети способны работать, основываясь только на данных симуляций

# Планируемая модификация текущего алгоритма

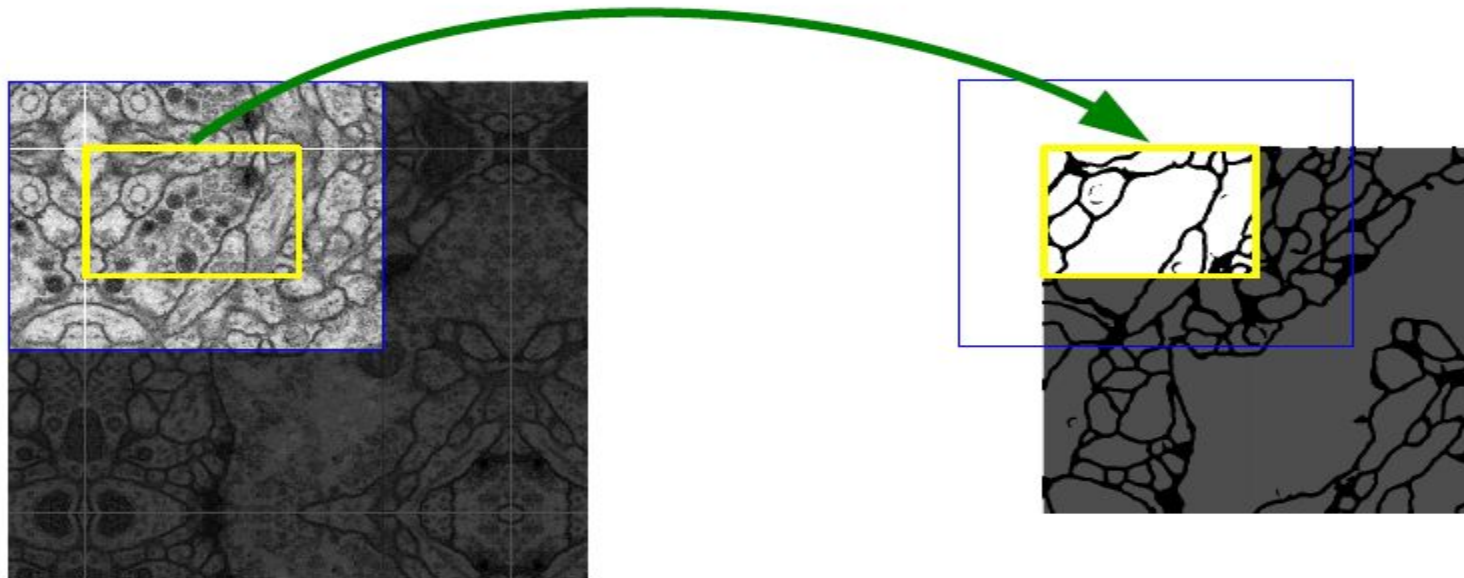




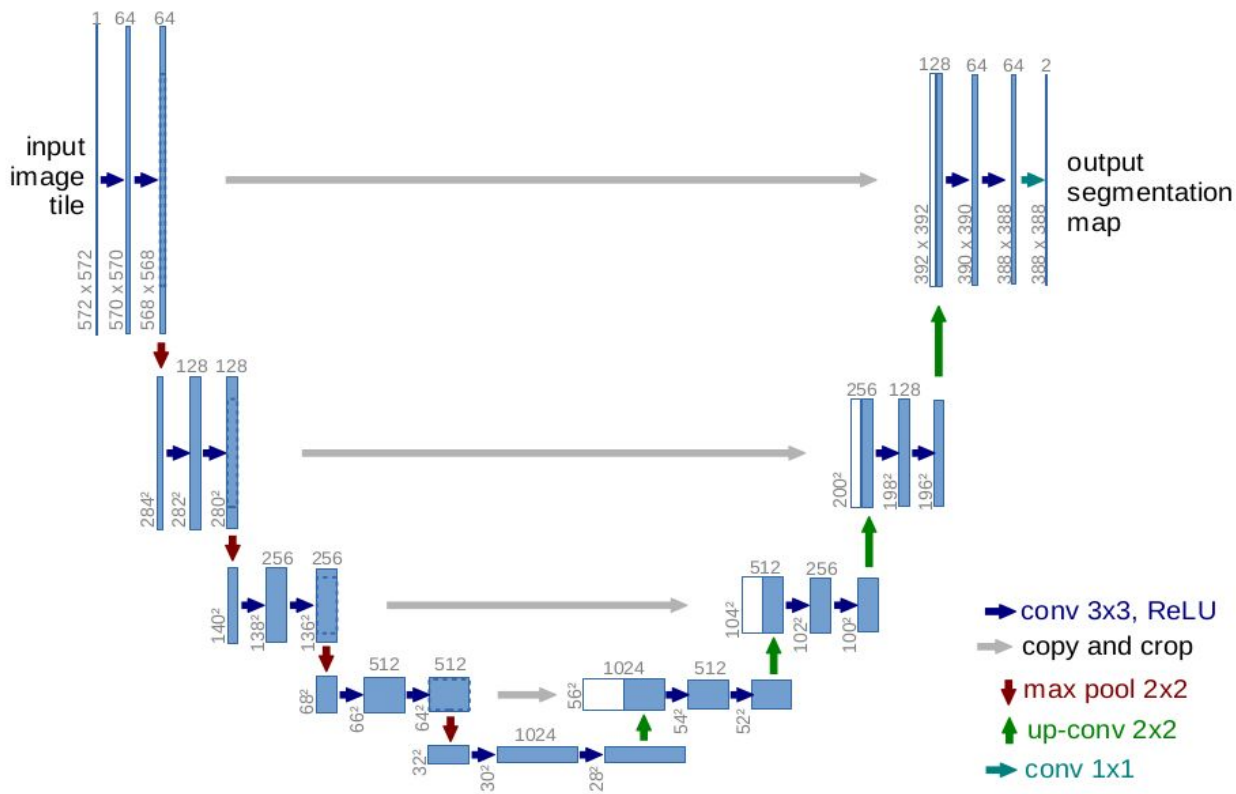
# Выбор архитектуры: U-net

Хорошо показала себя в сегментации биомедицинских изображений

Может быть полностью обучена на имеющихся данных т.к. имеет не очень большое количество параметров



# Выбор архитектуры: U-net



## 1. Сжимающий путь:

- 2 сверточных слоя 3x3
- ReLU
- Max Pooling 2x2

## 2. Расширяющий путь

- UpConv
- конкатенация признаков
- 2 сверточных слоя 3x3

# Адаптация U-net

**Изменение размерности входных данных:**

32 канала вместо 3

**Использование взвешенной функции ошибок:**

Увеличенный штраф за ошибку на объекте

**Увеличение глубины:**

С 5 до 7

chan	noize/obj err	photons in mask	full_E_chan	dist to axis	input compression	loss
16	1:1	70%	-	-	-	1.05
32	1:1	70%	-	-	-	0.81
32	2:5	70%	-	-	-	0.75
32	2:5	85%	-	-	-	0.57
32	2:5	85%	+	-	-	0.48
32	2:5	85%	+	+	-	0.42
32	2:5	85%	+	+	+	0.25

Результаты экспериментов по предобработке данных

# Постановка экспериментов

## Симуляции астрономических данных:

- Точечные источники
- Протяженные источники
- Астрономический шум

200 изображений 3000x3000. 50% train, 10% test  
~ 500к источников

Информация о фотонах

SRC_ID	RA	DEC	X	Y	PHA	OFFSET
-1	0.1129	0.2092	2588	177	5	1.141104
116044	0.0483	0.1678	2646	140	2	1.347707

Информация об источниках

SRC_ID	RA	DEC	X	Y	FLUX
114329	2.889165	0.681896	88	603	6.011738e-15
114330	2.087738	1.647147	810	1472	6.011738e-15

# Параметры U-net

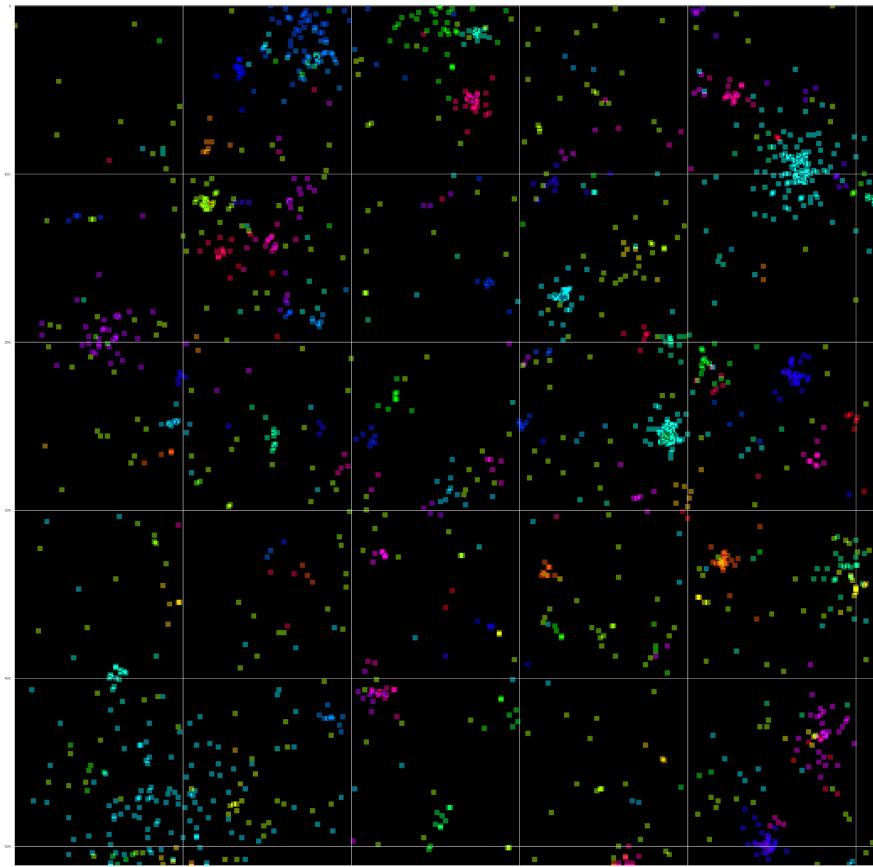
**Регуляризация:** batch normalization и dropout после pooling-слоев

**Функция потерь:** weighted binary cross entropy

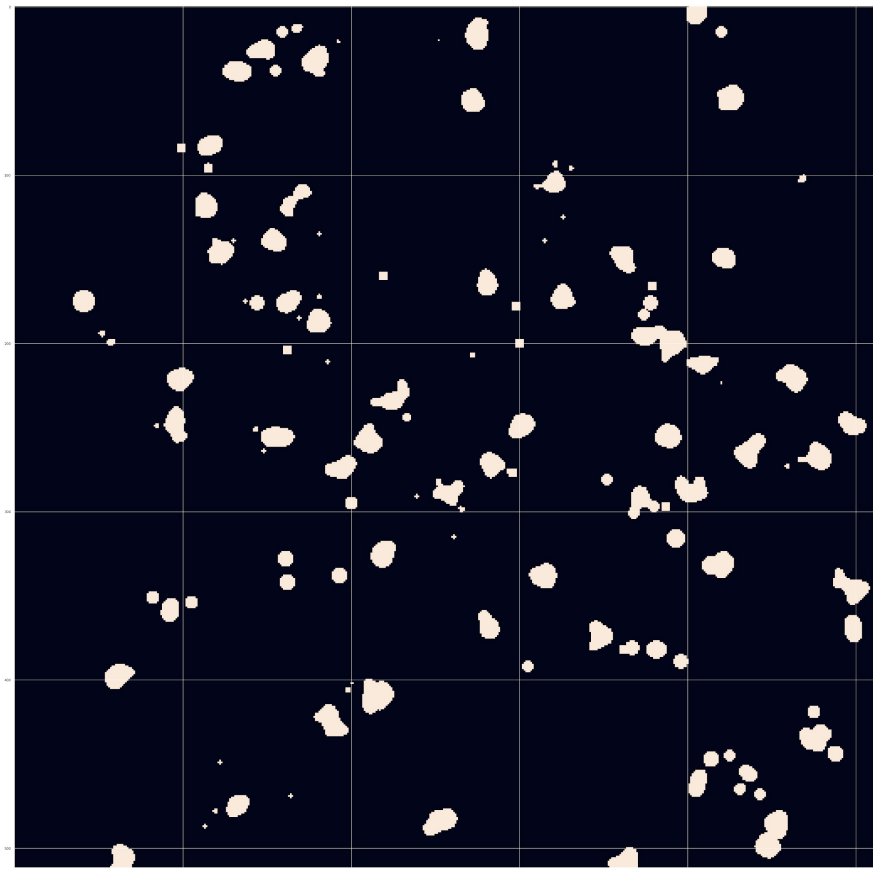
**Метод оптимизации:** Adam,  $lr = 1e-4$

**Обучение:** 700 epochs, batch size = 1, Microsoft Azure ML

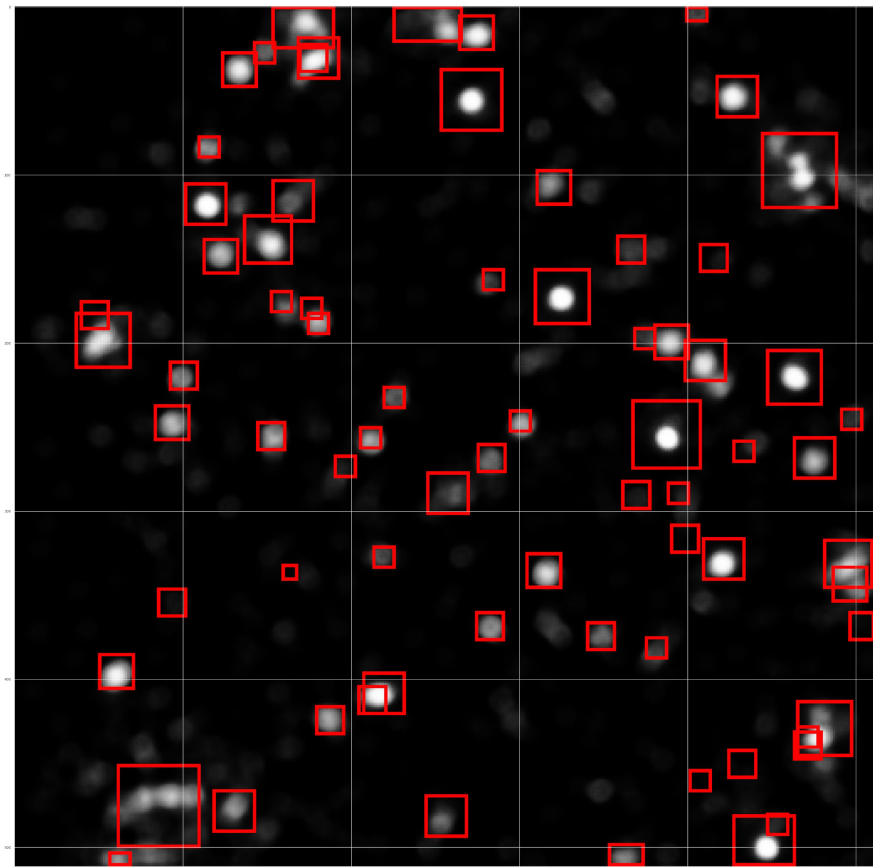
# Визуализация входных данных



# Ground truth map



# Предсказание U-net. Карта сегментации





# Кроссиндентификация с каталогом

## Критерии детектирования источника:

Ошибка по положению центра не более 5 пикселей

Ошибка по яркости не более чем в 2 раза

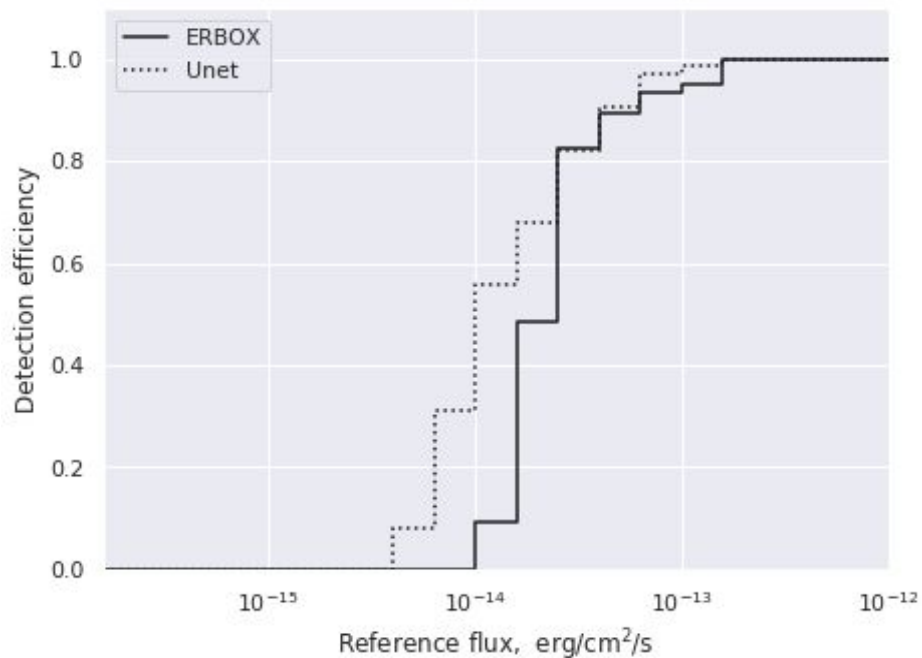
Выбирается самый яркий из подходящих под критерий

Пример итогового каталога

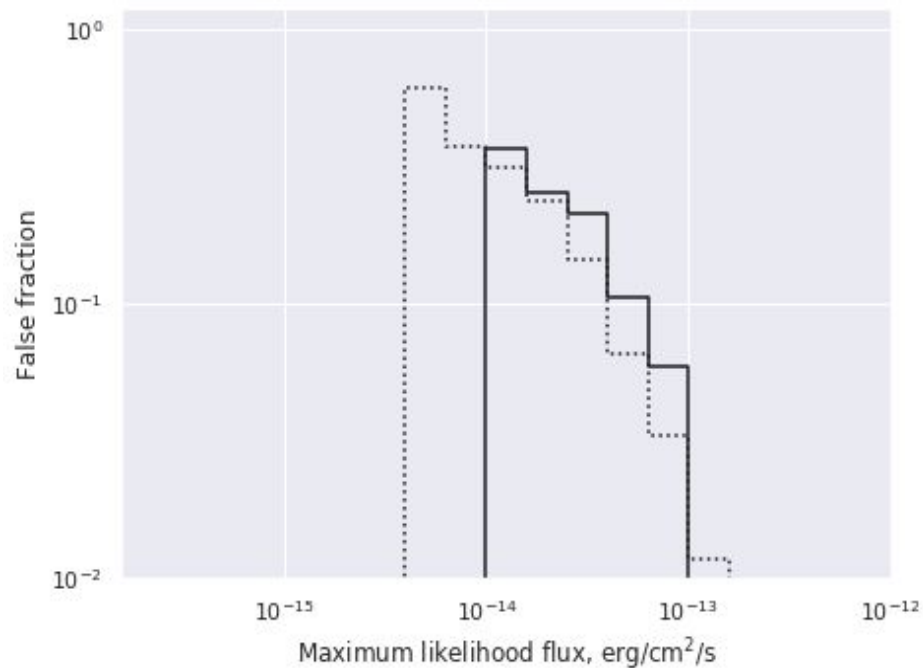
RA	DEC	ML_FLUX	REF_FLUX	D2D	DET_LIKE
0.771021	2.826750	1.500346e-12	1.702158e-12	1.762201	1.000000
1.932794	0.837221	1.117012e-12	1.129796e-12	2.659756	1.000000
1.451686	0.201882	8.028031e-13	7.798301e-13	1.442476	0.999998

# Результаты детектирования точечных источников

Эффективность детектирования (recall)



Доля ложных детектирований  
(false positive rate)



# Выводы

Нейронная сеть находит в 5 раз больше объектов на уровне яркости  $1e-14$  (тусклые объекты), при этом не увеличивается доля ложных детектирований

Для более ярких объектов алгоритмы eSASS и U-net показывают одинаковое качество - более 80% верных детектирований. Однако U-net имеет в среднем на 10% меньше ложных детектирований.

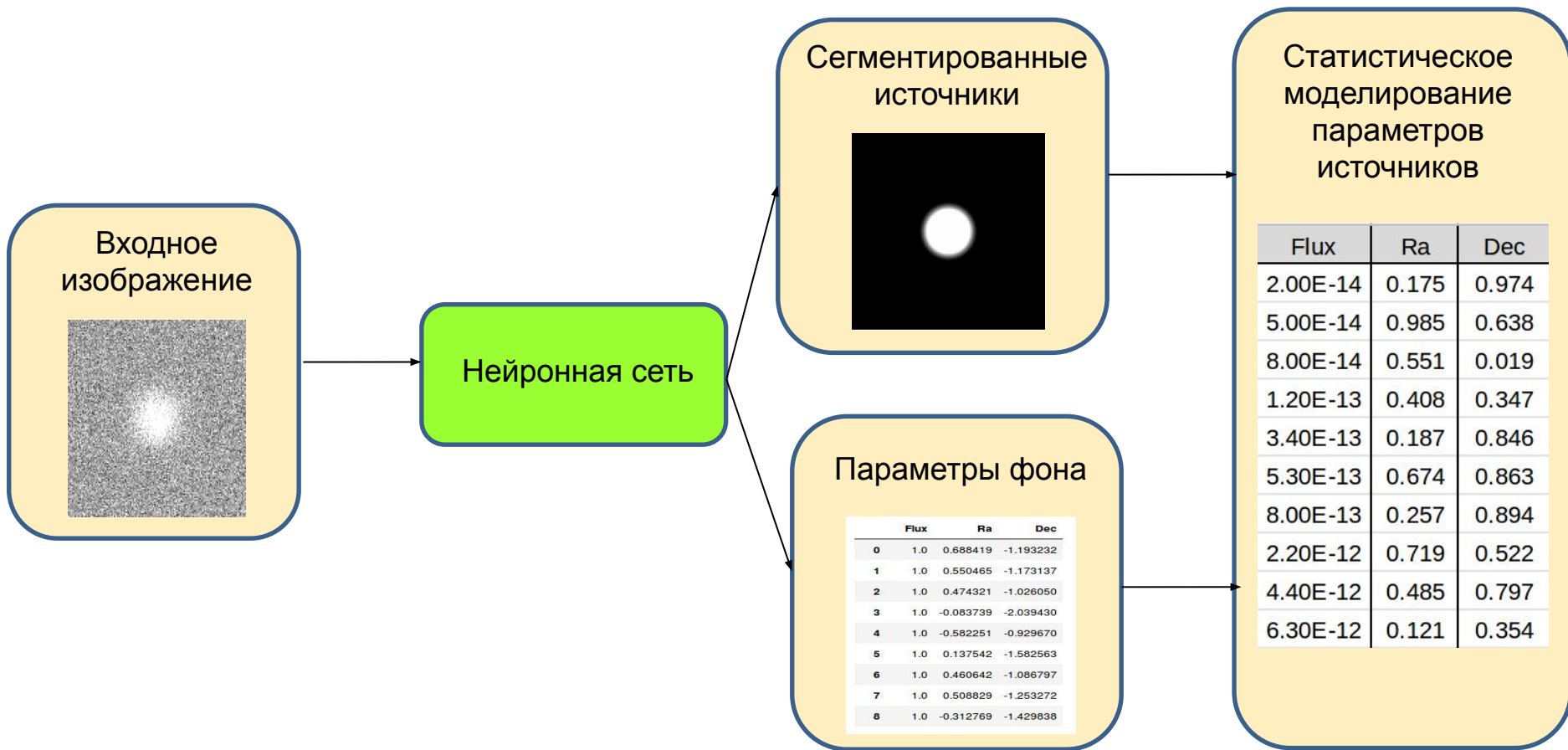
Таким образом, нейронная сеть детектирует точечные источники лучше стандартных алгоритмов в заданных условиях.

# Заключение

- Проведен обзор различных архитектур CNN для задачи детектирования астрономических источников. Успешно адаптирована и применена архитектура U-net
- Проведена серия экспериментов с целью найти оптимальные параметры предобработки данных и постобработки результата U-net.
- В результате проделанной работы удалось достигнуть результатов, превосходящих полученные на данный момент, говорящих о конкурентоспособности CNN
- Подготовлен модуль, который можно встроить в существующую систему eSASS. Весь код и воспроизводимые результаты представлены в репозитории:  
[github.com/Hawk1533/Astronomical-Object-Detection](https://github.com/Hawk1533/Astronomical-Object-Detection)
- Представлен доклад на конференции “Ломоносовские чтения 2019”

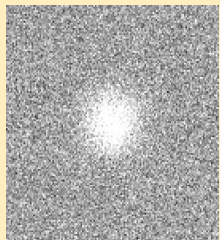
Спасибо за внимание

# Планируемая модификация текущего алгоритма

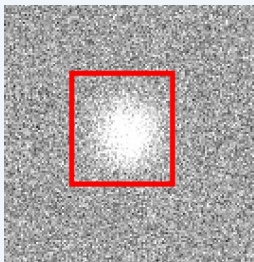


# Обзор алгоритма поиска источников eSASS

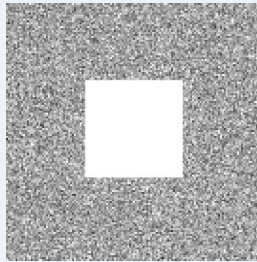
Входное изображение



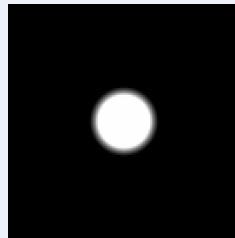
Поиск областей с источниками



Удаление областей с источниками



Сегментация источников с учетом фона



Оценка параметров фона

	Flux	Ra	Dec
0	1.0	0.688419	-1.193232
1	1.0	0.550465	-1.173137
2	1.0	0.474321	-1.026050
3	1.0	-0.083739	-2.039430
4	1.0	-0.582251	-0.929670
5	1.0	0.137542	-1.582563
6	1.0	0.460642	-1.086797
7	1.0	0.508829	-1.253272
8	1.0	-0.312769	-1.429838

Статистическое моделирование параметров источников

Flux	Ra	Dec
2.00E-14	0.175	0.974
5.00E-14	0.985	0.638
8.00E-14	0.551	0.019
1.20E-13	0.408	0.347
3.40E-13	0.187	0.846
5.30E-13	0.674	0.863
8.00E-13	0.257	0.894
2.20E-12	0.719	0.522
4.40E-12	0.485	0.797
6.30E-12	0.121	0.354