

# Применение нейронных сетей для поиска оптических транзиентов на астрономических изображениях методом вычитания

Щекотихин Е.А.<sup>1, \*</sup>, Панков Н.С.<sup>1,2</sup>, Белкин С.О.<sup>1,2</sup>, Позаненко А.С.<sup>1,2</sup>,  
Минаев П.Ю.<sup>2,3</sup>, Вольнова А.А.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Национальный исследовательский университет "Высшая школа  
экономики" , ул. Мясницкая, д. 20, Москва, 101000, Россия

<sup>2</sup>Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт  
космических исследований РАН, ул. Профсоюзная, 84/32, Москва,  
117997, Россия

<sup>3</sup>Физический институт имени П.Н. Лебедева РАН, Ленинский пр-т., 53,  
Москва, 119991, Россия

\*Электронный адрес автора для переписки: z.shekotihin.2012@yandex.ru  
Электронные адреса соавторов: redhamer@yandex.ru; astroboy96@mail.ru;  
apozanen@iki.rssi.ru; minaevp@mail.ru; alinusss@gmail.com

## Аннотация

Задача идентификации транзиентов на астрономических изображениях была и остается актуальной проблемой в современной астрономии и астрофизике, и хотя научными коллективами предложено уже более десятка различных подходов, поиск эффективных в своих классах решений продолжается. Настоящая работа исследует возможность применения нейросетевых моделей для перевода кадров телескопа АЗТ-22 Майданакской высокогорной обсерватории в кадры обсерватории Pan-STARRS (im2im translation task) и их последующего вычитания с целью эффективной идентификации на них оптических послесвечений гамма-всплесков.

# 1 Введение

Настоящая работа посвящена актуальной в современной астрономии и астрофизике проблеме идентификации источников быстро-переменной светимости (транзиентов) на астрономических изображениях. Поиск таких объектов обычно начинается с пары кадров, на одном из которых (далее – поисковый кадр) зафиксирован транзиент, а на другом (далее – референсный кадр) он отсутствует или имеет значимое отличие по блеску. Подходы к этой проблеме отличаются по сложности и используемым предположениям, но функционально в используемых решениях можно выделить две большие группы. В первой группе методов поиск кандидатов начинается с выделения всех источников на поисковом кадре, их каталогизации и последующего кросс-сопоставления с другим каталогом, составленным по референсному изображению из предыдущего обзора данного поля. Все источники, для которых сопоставление установить не удалось, оказываются в группе кандидатов в транзиенты. Методы второй группы основаны на вычитании поискового и референсного изображений. Целью данной работы является разработка автоматического решения, которое позволит в режиме реального времени производить обработку кадров оптических телескопов и успешно идентифицировать на них послесвечения гамма-всплесков, сводя при этом общее число кандидатов в транзиенты к минимально возможному. На сегодняшний день поиск таких событий осуществляется в широких полях зрения по результатам срабатывания детекторов рентгеновского и гамма-излучения, например Fermi GBM [1], а с недавнего времени – и в наиболее вероятных областях локализации гравитационно-волновых событий [2], [3]. Идентификация гамма-всплеска в оптическом диапазоне обычно осуществляется вычитанием, когда в распоряжении исследователя через несколько дней или даже недель оказывается набор последовательных кадров снятого поля с гаснущим послесвечением. Редуцирование, выравнивание и последующее вычитание этих изображений позволяет идентифицировать и продолжить наблюдение события, но лишь по истечении некоторого (продолжительного) времени. Отдельный интерес представляет решение задачи идентификации таких событий непосредственно в момент наблюдения – проведение детальной съемки события на раннем этапе его эволюции обеспечит исследователя богатым материалом для моделирования и изучения тех физических процессов, которые сопровождают гамма-всплески. В момент наблюдения набора однородных, "удобных" для вычитания кадров нет, но есть кадры и каталоги предыдущих обзоров других телескопов, и, используя их, транзиент можно пытаться идентифицировать с разной степенью эффективности, которая определяется рядом факторов: во-первых наличием самого события в результирующем списке кандидатов в транзиент, во-вторых общей длиной этого списка – с ростом числа кандидатов (многие из которых, из-за несовершенства используемых подходов, являются ложноположительными) становится сложнее отыскать релевантный, важным фактором остается общее время работы алгоритма. Применение подходов, использующих сопоставление каталогов в задаче идентификации послесвечений нельзя назвать эффективным: разнородность сопоставляемых кадров (в нашем случае – кадров Майданакской высокогорной обсерватории и кадров обсерватории Pan-STARRS [4]) и составляемых по ним каталогов (Майданак-Pan-STARRS, а также Майданак-SDSS) если и позволяет идентифицировать искомое событие, то с десятками других кандидатов. В целях повышения эффективности этого поиска в настоящей работе рассматривается возможность идентификации оптических послесвечений гамма-всплесков методом вычитания кадров Майданак - Pan-STARRS различными нейросетевыми моделями. В ее второй главе рассматриваются некоторые существующие подходы к поиску транзиентных событий на астрономических изображениях методом вычитания, в третьей обсуждается методология и результаты их применения к решению заявленной задачи, в четвертой главе приводится описание разрабатываемого подхода, использующего модель Unet<sup>1</sup> для перевода (Im2Im translation) поискового кадра (Майданак) в референсный (Pan-STARRS) и их последующего вычитания с целью обнаружения оптических послесвечений гамма-всплесков и снижения общего числа кандидатов в транзиенты, завершают работу выводы и заключение.

<sup>1</sup><https://github.com/ELEKTRONN/elektronn3/blob/master/elektronn3/models/unet.py>

## 2 Существующие подходы

Начиная с середины 90-ых годов прошлого века методы поиска транзиентов на астрономических изображениях, использующие вычитание, активно применяются и развиваются вместе с эволюцией вычислительных технологий и мощностей. Первые работы [5], посвященные этой проблеме использовали для вычитания астрономических изображений свертки, задача которых сводилась к тому, чтобы сравнить проницаемость и астрономическую видимость кадров, а затем произвести их по-пиксельное вычитание. За вычитаемое (референсное) изображение изначально выбирали кадр с более высокой проницаемостью и намеренно ухудшали ее, снижая ее до проницаемости поискового, используя для этого уже упомянутые свертки, хотя со временем для проведения оптимального вычитания стали применяться и другие подходы [6]. Под оптимальным здесь понимается такое вычитание, которое обеспечит действительные транзиенты высоким показателем сигнал-шум, а также не оставит дефектов. На практике такой результат, разумеется, достигается не всегда: фон кадра часто изобилует различными дефектами, осложняющими идентификацию действительного транзиента, а выполнение процедуры занимает продолжительное время. В настоящее время для решения упомянутых проблем активно применяются различные нейросетевые модели. Так, в [7] авторы использовали датасет в 200 снимков реальных вспышек сверхновых, полученных в обзоре CRTS [8], а также набор снимков галактик Kaggle Galaxy Zoo Dataset<sup>2</sup>, на которые искусственно добавлялся транзиент для обучения на этих парах сверточно-разверточной нейронной сети (далее – TransiNet). Модель принимает на вход референсное и поисковое изображения, и возвращает результат вычитания первого из второго, результаты ее применения к вычитанию кадров обсерватории Майданак и Pan-STARRS обсуждаются в следующей главе. Работа [9] интересна тем, что для идентификации транзиентных событий авторы предложили два r/b (real/bogus - действительный транзиент/дефект вычитания) классификатора, причем если первая модель принимает на вход три изображения: референсное, поисковое и результат их вычитания, то вторая всего два: поисковое и референсное – теоретически поиск транзиентов может осуществляться такой классификацией без непосредственного вычитания, обсуждение границ применимости такого подхода также приводится в следующей главе.

## 3 Данные и методология

Исследование применимости упомянутых в главе 2 методов проводилось на 12 кадрах обсерватории Майданак с оптическими послесвечениями гамма-всплесков за 2010-2022 годы в фильтре R. В качестве референсных изображений были выбраны кадры, полученные в ходе обзоров Pan-STARRS, снятые в фильтре r и имеющие схожий масштаб (0.268 угл.сек./пиксель Майданак и 0.258 угл.сек./пиксель Pan-STARRS). Кадры Майданак, для хранения и передачи которых используется в fits-формат, представляют собой одноканальные 32-битные изображения разрешения 4096x4096 пикселей, хранящие в каждом пикселе значения 10-12 сумм количеств электронов, выбитых с матрицы за 300-секундные времена экспозиции, после применения к ним дарков и флэтов. Соответствующие им изображения Pan-STARRS загружались через hips2fits cutout service<sup>3</sup> и так же представляли из себя суммы, но переведенные в шкалу псевдо-магнитуд [10].

Имея в своем распоряжении модели, описанные в предыдущей главе, тактику поиска транзиентных событий можно построить по-разному. Один из вариантов – обойти весь кадр моделью TransiNet, обученной под вычитание изображений формата 256x256 пикселей. Разбив исходные кадры на 256 фрагментов каждый, можно произвести их вычитание, а затем сшить обратно впригык, или внахлест<sup>4</sup>. Применение этой тактики к парам кадров Майданак - Pan-STARRS потребовало дополнительной предобработки данных. К кадру Майданак применялось преобразование (1) для перевода его в шкалу кадра Pan-STARRS

<sup>2</sup><https://www.kaggle.com/c/galaxy-zoo-the-galaxy-challenge>

<sup>3</sup><https://alasky.cds.unistra.fr/hips-image-services/hips2fits>

<sup>4</sup><https://github.com/Vooban/Smoothly-Blend-Image-Patches>

$$p' = \alpha \operatorname{asinh}\left(\frac{p - \text{OFFSET}\mu_p}{\text{BSOFTEN}\sigma_p}\right)$$

$p$  и  $p'$  здесь – старое и новое значение пикселя,  $\mu_p$  и  $\sigma_p$  – среднее и дисперсия фона, определяемые (`astropy.sigma_clipped_stats`) на фрагменте ([200:3896, 200:3896]) изображения, граница которого удалена от границы исходного 4096x4096 кадра на 200 пикселей. Параметры `OFFSET` и `BSOFTEN` подбирались в ходе Байесовской минимизации<sup>5</sup> среднеквадратичной ошибки для каждой сопоставляемой пары Майданак-`Pan-STARRS`. Изображение `Pan-STARRS` так же проходило предобработку пропущенных значений (`scipy.interpolate.NearestNDInterpolator`). Дальнейшее вычитание моделью `TransiNet` потребовало перенормировку обоих изображений в диапазон 0-255, а затем экспорт исходного массива в один из стандартных форматов (`PNG`, `TIFF`, `JPEG`), в качестве рабочего был выбран `JPEG`. Результат применения модели к шести парам `MD-PS` приводится в таблице 1 в первом столбце.

**Таблица 1:** Результаты поиска оптических послесвечений на парах астрономических изображений Майданак-`Pan-STARRS` различными тактиками,  $N$  – число кандидатов в транзиент. 2,3 столбцы – вычитание фрагментов (256x256 пикселей) моделью `TransiNet`, 4,5 столбцы – вычитание `TransiNet` и фильтрация выделенных кандидатов `r/b` классификатором, 6,7 столбцы – поиск транзиентов в фрагментах 51x51 пиксель без непосредственного вычитания, красным отмечены потерянные события, а также случаи возрастания числа кандидатов относительно результата базовой тактики (вычитание моделью `TransiNet`), зеленым – случаи снижения числа кандидатов, жирным зеленым – лучшее снижение

Событие	Тактика					
	TransiNet		TransiNet + r/b		r/b	
	Потеряно	N	Потеряно	N	Потеряно	N
GRB210912A	Нет	558	Нет	<b>473</b>	Да	<b>543</b>
GRB210807A	Нет	328	Нет	<b>298</b>	Нет	<b>497</b>
GRB160629A	Да	736	Да	<b>687</b>	Да	<b>613</b>
GRB201104A	Нет	386	Нет	<b>332</b>	Да	<b>574</b>
GRB100901A	Нет	555	Нет	<b>511</b>	Да	<b>604</b>
GRB210210A	Нет	416	Нет	<b>378</b>	Нет	<b>558</b>

Как видно из таблицы 1, общее количество кандидатов, идентифицированных после проведенного вычитания (целевое значение в 20-30 кандидатов даст наблюдателю возможность вручную обработать все кандидаты за то время, пока на телескопе готовится новый кадр) велико, для снижения их числа можно воспользоваться функционалом упомянутого в предыдущей главе `r/b` классификатора. Вырезая фрагменты 51x51 пиксель с выделенными кандидатами (формат на который обучалась данная модель), и посылая триады фрагментов (фрагмент `MD`, фрагмент `PS`, фрагмент результирующего вычитания) можно отобрать те из них, которые будут классифицироваться как действительные транзиенты. Такое решение успешно снижает число кандидатов на 10-20 процентов без потери действительного кандидата.

Функционал `r/b` модели располагает и к другой тактике – обходу пары изображений без непосредственного вычитания. Разбивая исходный кадр на 6400 фрагментов 51x51 пиксель и применяя к ним данный классификатор, можно проводить идентификацию транзиентов с точностью до масштаба фрагмента (поле зрения телескопа Майданак – 18.3', тогда транзиент может быть идентифицирован в квадрате стороной  $a = 18.3 / (4096 / 51) \cdot 60 \approx 13.7''$ ). Ее результативность оказалась самой низкой, так как в 4 из 6 случаев искомое событие было ошибочно классифицировано как дефект. Это связано с тем, что данная модель предъявляет дополнительное требование к центрированию фрагмента относительно кандидата, класс которого требуется определить, что затрудняет ее использование указанным способом в

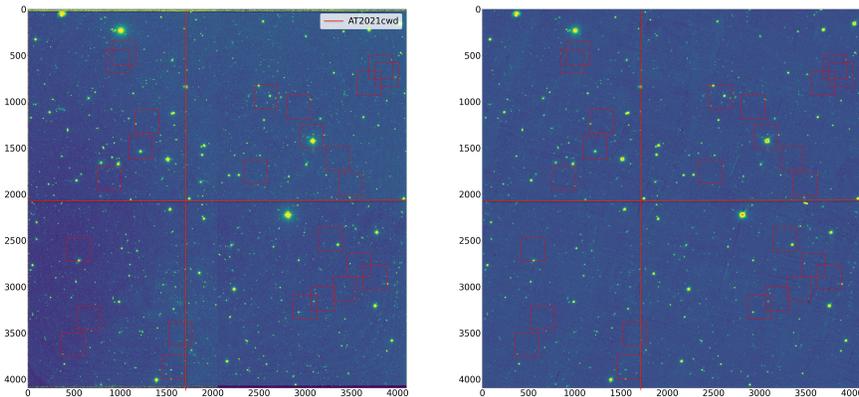
<sup>5</sup><https://github.com/bayesian-optimization/BayesianOptimization>

данной задаче (при последовательно обходе изображения фрагментами, кандидат равновероятно оказывается как в центре фрагмента, так и на самой его границе).

Низкая эффективность (большое число кандидатов, регистрируемых данными методами) описанных подходов обусловлена, конечно, как несовершенством применяемых моделей, предобученных на изображениях других телескопов, так и разнородностью самих кадров, полученных на двух разных телескопах: АЗТ-22 и Pan-STARRS. В целях повышения эффективности осуществляемого поиска нами была начата работа, направленная на устранение этой разнородности, чему посвящена следующая глава.

## 4 Im2im подход

Рассматриваемый в этой главе подход в известной степени наследует первоначальную методологию вычитания, суть которой заключается в том, чтобы сравнить входные кадры по проницаемости, астрономической видимости и другим параметрам, а затем провести непосредственное вычитание попиксельно, силами нейросетей или другими методами. Задача перевода одного кадра в другой относится к задачам преобразования изображений в изображения (Image to image translation [11], multi-modal image registration), успешно решаемых в компьютерном зрении, и мы ожидаем, что такой подход позволит эффективнее вычитать кадры, снижая при этом число дефектов и не релевантных кандидатов в транзиенты не только в нашей задаче, но и любой другой, где поисковое и референсное изображения сняты на разных телескопах. На первом этапе разрабатываемого подхода была подготовлена выборка в 1000 пар фрагментов 256x256 пиксель (1x1 угл. минута) с редуцированных кадров Майданак и находящихся в открытом доступе кадров Pan-STARRS, выбранных с 12 полнокадровых (4096x4096 пикселей) изображений данных обсерваторий. Каждая пара фрагментов перед отправкой в датасет проверялась на отсутствие в ней пропущенных значений, искомого события, а так же иных транзиентов (для каждой пары проверялось, что число и положение источников (выделенных пакетом `astropy.makesourcemask` на пяти уровнях сигнал-шум) на фрагментах совпадает).

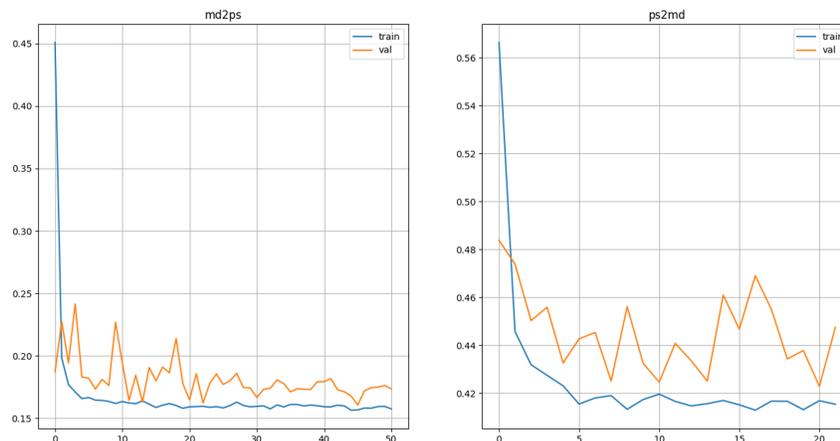


**Рис. 1:** 25 пар фрагментов, отобранных с пары Pan-STARRS (слева) – Майданак (справа) для модели U-net, обучаемой переводу одного кадра в другой, черным крестом отмечена локализация оптического послесвечения гамма-всплеска GRB210212B

Аугментация данных проводилась поворотами на 90, 180 и 270 градусов каждого отобранного фрагмента, что увеличивало число отбираемых пар фрагментов с каждой пары полнокадровых изображений до 100 штук. Из 1000 отобранных пар 800 были отправлены в тренировочную выборку, 200 в валидационную.

Второй этап работы включал в себя обучение и валидацию нейронной сети на подготовленных датасетах. В качестве базовой модели была выбрана классическая

CNN-архитектура U-net [12], успешно применяемая для обработки астрономических изображений [13], [14]. Для набора параметров (4 blocks, 128 start filters, batch size=val batch size=4, lr=2e-5), были запущены 50 и 20 эпох обучения и валидации двух моделей по переводу фрагментов обсерватории Майданак в фрагменты Pan-STARRS (md2ps) и наоборот (ps2md), их функции потерь (L2loss) показаны на рис. 2.



**Рис. 2:** L2Loss модели U-net на обучающей и валидационной выборках для 50 (md2ps, слева) и 20 (ps2md, справа) эпох

Быстрое падение и выход на плато одновременно тренировочной и валидационной функций потерь может свидетельствовать о достижении каждой из моделей своей оптимальной производительности, дальнейшее увеличение которой для данной конфигурации невозможно. Функции потерь обучения данной архитектуры в других конфигурациях и на большем количестве эпох демонстрируют схожее поведение.

## 5 Результаты

На третьем этапе обученные модели были протестированы в связке с базовым решением по вычитанию TransiNet для проверки гипотезы о том, что применение im2im модели позволит снизить число объектов, идентифицируемых при вычитании как кандидаты в транзиенты. Примеры применения моделей к изображениям представлены на рис.3, результаты совместного использования модели TransiNet с моделями md2ps и ps2md приводятся в таблице 2.

Как видно из таблицы 2, разрабатываемый подход, применяющий md2ps и ps2md модели для пары вычитаемых изображений помогает снижению числа объектов, идентифицируемых как кандидаты транзиенты, в большинстве случаев - без потери искомого события. При этом можно заметить, что более качественное вычитание (с меньшим количеством кандидатов) достигается после применения ps2md модели, нежели md2ps. Вероятно, это связано с тем, что изображения полей, полученные на обсерватории Майданак, являются цельными, а архивные кадры Pan-STARRS представляют из себя «клетчатые одеяла», сшитые из сумм отдельных эпох – для md2ps модели это создает необходимость выучивать нерелевантные паттерны, дальнейшее воспроизведение которых и приводят к появлению дефектов на вычитании, ошибочно идентифицируемых как кандидаты в транзиенты. С ps2md ситуация обратная – модель учится игнорировать различные неоднородности, и, делая из «клетчатого» Pan-STARRS цельный Майданак, подготавливая таким образом два однородных кадра для проведения чистого вычитания. На рис. 3 также приведен пример использования md2ps модели: в первой строке (слева направо)

**Таблица 2:** Результаты поиска оптических послесвечений на парах астрономических изображений Майданак-Pan-STARRS различными тактиками, N – число кандидатов в транзиент. 2,3 столбцы – вычитание фрагментов (256x256 пикселей) моделью TransiNet, 4,5 столбцы - обработка фрагмента Майданак моделью md2ps и вычитание TransiNet, 6,7 столбцы - обработка фрагмента Pan-STARRS моделью ps2md и вычитание TransiNet, красным отмечены потерянные события, а также случаи возрастания числа кандидатов относительно результата базовой тактики (вычитание моделью TransiNet), зеленым - случаи снижения числа кандидатов, жирным зеленым – лучшее снижение

Событие	Тактика					
	TransiNet		md2ps + TransiNet		ps2md + TransiNet	
	Потеряно	N	Потеряно	N	Потеряно	N
GRB210912A	Нет	558	Нет	512	Нет	506
GRB210807A	Нет	328	Нет	285	Нет	256
GRB160629A	Да	736	Да	360	Да	523
GRB201104A	Нет	386	Нет	375	Нет	262
GRB100901A	Нет	555	Да	480	Нет	334
GRB210210A	Нет	416	Нет	369	Нет	386

исходный фрагмент кадра Майданак, референсный фрагмент Pan-STARRS и результат вычитания второго из первого с шестью обнаруженными кандидатами в транзиенты, релевантный из которых – крайний правый, ниже – вычитание тех же фрагментов после обработки левого моделью md2ps: на результирующем вычитании (за исключением дефектов по краям, требующих отдельного внимания) оставлен лишь релевантный кандидат (минус пять лишних кандидатов).

## 6 Выводы и заключение

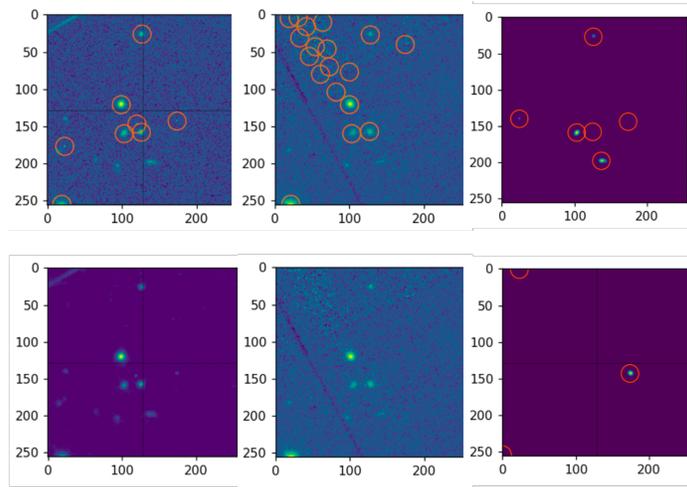
Хотя из сравнения таблиц 1, 2 и видно, что сформулированная задача остается нерешенной (число регистрируемых на вычитании кандидатов в транзиенты продолжает исчисляться сотнями), на текущем этапе можно заключить, что модели глубинного обучения имеют потенциал для решения проблемы обработки астрономических изображений с двух разных обсерваторий для проведения их вычитания с целью проведения быстрого («on-the-run») поиска оптических послесвечений гамма-всплесков в широких полях, наблюдаемых сетью оптических телескопов по алертным сообщениям о срабатывании детекторов рентгеновского и гамма-излучения, а также гравитационно-волновых детекторов LVK.

Развитие этого потенциала продолжается, в работу вносятся следующие коррективы:

В качестве базового алгоритма, осуществляющего вычитание, вместо предобученной модели TransiNet, взят алгоритм ZOGY - решение позволяет уйти от вычитания компрессированных jpeg изображений эмпирической моделью к вычитанию оригинальных астрономических изображений (храняемых в FITS-формате) методом, основанном на единых принципах математики и статистики [15].

В качестве референсных фрагментов Pan-STARRS используются фрагменты в аналого-цифровых единицах (ADU) - решение позволяет избежать перекалибровки, описанной в параграфе 3 и необходимой для перевода обоих кадров в единую шкалу псевдо-магнитуд Pan-STARRS.

Рассматривается применение другой архитектуры, предполагающей обучение без учителя и применяемой для схожей задачи регистрации медицинских изображений [16].



**Рис. 3:** Первая строка – исходные фрагменты кадров Майданак (после применения преобразования (1) к исходному изображению в отсчетах), Pan-STARRS, и результат их вычитания моделью TransiNet. Ниже – фрагмент Майданак после обработки моделью md2ps, исходный кадр Pan-STARRS, и также результат вычитания TransiNet.

## Список литературы

- [1] P. F. Michelson, W. B. Atwood, and S. Ritz, “Fermi gamma-ray space telescope: high-energy results from the first year,” *Reports on Progress in Physics*, vol. 73, p. 074901, jun 2010.
- [2] B. Abbott, R. Abbott, T. Abbott, M. Abernathy, F. Acernese, K. Ackley, C. Adams, T. Adams, P. Addesso, R. Adhikari, and V. A. et al, “Observation of gravitational waves from a binary black hole merger,” *Physical Review Letters*, vol. 116, feb 2016.
- [3] B. P. Abbott, R. Abbott, T. D. Abbott, S. Abraham, F. Acernese, K. Ackley, C. Adams, V. B. Adya, C. Affeldt, M. Agathos, and K. A. et al, “Prospects for observing and localizing gravitational-wave transients with advanced LIGO, advanced virgo and KAGRA,” *Living Reviews in Relativity*, vol. 23, sep 2020.
- [4] K. C. Chambers, E. A. Magnier, N. Metcalfe, H. A. Flewelling, M. E. Huber, C. Z. Waters, L. Denneau, P. W. Draper, D. Farrow, and D. P. F. et al, “The pan-starrs1 surveys,” 2019.
- [5] C. Alard and R. H. Lupton, “A method for optimal image subtraction,” *The Astrophysical Journal*, vol. 503, pp. 325–331, aug 1998.
- [6] L. Hu, L. Wang, X. Chen, and J. Yang, “Image subtraction in fourier space,” *The Astrophysical Journal*, vol. 936, p. 157, sep 2022.
- [7] N. Sedaghat and A. Mahabal, “Effective image differencing with convolutional neural networks for real-time transient hunting,” *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, vol. 476, pp. 5365–5376, 04 2018.
- [8] S. C. Howerton, *CRTS SNhunt: The First Five Years of Supernova Discoveries*. 2017.
- [9] T. Acero-Cuellar, F. Bianco, G. Dobler, M. Sako, and H. Qu, “What’s the difference? the potential for convolutional neural networks for transient detection without template subtraction,” *The Astronomical Journal*, vol. 166, p. 115, aug 2023.
- [10] C. Z. Waters, E. A. Magnier, P. A. Price, K. C. Chambers, W. S. Burgett, P. W. Draper, H. A. Flewelling, K. W. Hodapp, M. E. Huber, R. Jedicke, N. Kaiser, R.-P. Kudritzki, R. H. Lupton, N. Metcalfe, A. Rest, W. E. Sweeney, J. L. Tonry, R. J. Wainscoat, and W. M. Wood-Vasey, “Pan-starrs pixel processing: Detrending, warping, stacking,” *The Astrophysical Journal Supplement Series*, vol. 251, p. 4, oct 2020.

- [11] Y. Pang, J. Lin, T. Qin, and Z. Chen, "Image-to-image translation: Methods and applications," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 24, pp. 3859–3881, 2022.
- [12] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," 2015.
- [13] A. Vojtekova, M. Lieu, I. Valtchanov, B. Altieri, L. Old, Q. Chen, and F. Hroch, "Learning to denoise astronomical images with u-nets," *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, vol. 503, pp. 3204–3215, nov 2020.
- [14] M. Mastrofini, I. Agostinelli, and F. Curti, "Design and validation of a u-net-based algorithm for star sensor image segmentation," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 3, 2023.
- [15] B. Zackay, E. O. Ofek, and A. Gal-Yam, "PROPER IMAGE SUBTRACTION—OPTIMAL TRANSIENT DETECTION, PHOTOMETRY, AND HYPOTHESIS TESTING," *The Astrophysical Journal*, vol. 830, p. 27, oct 2016.
- [16] S. Abbasi, M. Tavakoli, H. R. Boveiri, M. A. Mosleh Shirazi, R. Khayami, H. Khorasani, R. Javidan, and A. Mehdizadeh, "Medical image registration using unsupervised deep neural network: A scoping literature review," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 73, p. 103444, 2022.

## Замечания и исправления

### REVIEW1:

1. Место работы автора 4: Физический институт имени П.Н. Лебедева  
*Опечатка исправлена*

2. Позиции 6 и 12 из библиографии не цитируются в тексте?  
*Цитирование добавлено*

3. К таблице 2 нужны какие-то пояснения (выделение цветом и т.п.): стало лучше/хуже/как и было  
*Добавлено выделение цветом: красным отмечаются потерянные события, а также случаи возрастания числа кандидатов относительно результата базовой тактики (вычитание моделью TransiNet), зеленым – случаи снижения числа кандидатов относительно базовой тактики, жирным зеленым - лучшее снижение*

4. Нужно как-то явно описать "разрабатываемый подход". И его этапы. Иначе статья выглядит как описание продолжающейся работы. А должна быть фиксация каких-то результатов  
*Раздел 4 «It2it подход» переписан, добавлен Раздел 5 «Результаты»*

### REVIEW2:

1. There may be an issue about the validation of the method because of only the plates with known GRB's optical counterparts being considered. the rate of false positives. *A problem of decreasing the amount of false positive transient candidates lies at the very core of the developing transient searching pipeline, so it will certainly be taken into account*

2. The style of the paper is not quite reader-friendly in the sections discussing the methods (3, 4). This especially concerns section 4. Authors illustrate but do not discuss neither explain the reader what their results actually mean. Figure 2 and Table 3 definitely require explicit discussion and explanation.

*Section 4 rewritten, Figure 3 and Table 2 moved to section 5 «Results», a short discussion is carried out*

3. The title of Figure 1 mentions black cross in the image; this cross cannot be seen.

*Red crosses added in Figure 1*

### REVIEW3:

1. Физический институт – опечатка.

*Опечатка исправлена*

2. А с недавнего времени - и в наиболее – вместо тире (длинного или среднего) почему-то используются дефисы.

*Исправлено*

3. Вместо \* эстетичнее использовать `cdot`.

*Исправлено*

4. По какой-то причине таблицы сформатированы в "рваном" стиле, как на печатной машинке прошлого века. Можно ли выделить лучшие результаты, например, полужирным начертанием?

*Таблицы переделаны, лучшие результаты выделены жирным зеленым*

5. Раздел результаты написан несколько сумбурно: уменьшением (увеличением?) размером вырезаемых фрагментов. Потеряно согласование. Зачем в тексте вопрос?

*Разделы 4 и 5 переписаны*

6. Оформление библиографии не выдерживает стандартов и требует переработки. Почему бы не использовать ГОСТ стиль оформления в LaTeX?

*Список литературы переделан*

7. ( 1x1 угл. минута) – лишний пробел.

*Исправлено*

### REVIEW4:

После прочтения статьи складывается впечатление незаконченной работы. С одной стороны даются четкие подходы к работе с данными, описание их подготовки. С другой стороны, заявленная тема, а именно "Применение нейронных сетей" не освещена в полной мере.

*Действительно, работа может составлять впечатление незавершенности, поскольку опробованные подходы (вычитание TransNet, r/b классификация, поиск кандидатов без непосредственного вычитания, im2im модели) так и не дали существенного улучшения результатов в решаемой задаче, тем не менее, данные подходы, являясь венчурными, могут представлять собой интерес, как и опыт их применения. Разработка im2im подхода продолжается (6 раздел)*

Не освящен вопрос использования U-net, почему используется именно он.  
*U-net является базовой архитектурой в it2it задачах и успешно применялся в задачах обработки астрономических изображений (в частности – для повышения уровня сигнал/шум источников), было решено начать с этой модели*

Кроме того, следует добавить раздел с описанием результатов и их обсуждением, в текущем формате рисунок 3 и таблицы 2 с фразой "Примеры применения модели представлены на Рис.3, первые результаты совместного использования модели TransiNet с моделями md2ps и ps2md приводятся в таблице 2." не дают четкого понимания того, что достигнуто в рамках работы. Насколько стало лучше или хуже?

*Раздел «Результаты» добавлен*

Список литературы нуждается в правильном оформлении.

*Список литературы переделан*