

Форма «Т». Титульный лист отчета о выполнении проекта

Название проекта: Моделирование выборок случайных событий с учетом априорной информации в астрофизических экспериментах методами машинного обучения	Номер проекта: 22-21-00442	
	Код типа проекта: МОНГ	
	Отрасль знания: 01	
Фамилия, имя, <i>отчество (при наличии)</i> руководителя проекта: Крюков Александр Павлович	Контактные телефон и e-mail руководителя проекта: +79163630991, kryukov@theory.sinp.msu.ru	
Полное и краткое название организации, через которую осуществляется финансирование проекта: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова» Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Московский университет или МГУ		
Объем средств, фактически полученных от РНФ в 2022 г.: 1500 тыс. руб.	Год начала проекта: 2022	Год окончания проекта: 2023
Объем финансирования*, запрашиваемый на 2023 год: 1500 тыс. руб. <i>* Не может превышать объем средств, указанный на соответствующий год в соглашении между Российским научным фондом, руководителем проекта и организацией о предоставлении гранта на проведение фундаментальных научных исследований и поисковых научных исследований, дополнительных соглашениях к данному соглашению (далее – соглашение).</i>		
Гарантирую, что при подготовке отчета не были нарушены авторские и иные права третьих лиц и/или имеется согласие правообладателей на представление в РНФ материалов и их использование РНФ для проведения экспертизы и для их обнародования.		
Подпись** руководителя проекта _____/А.П. Крюков/		Дата подачи отчета: 14.12.2022 г.
Подпись** руководителя организации*** _____/_____/		
Печать (при наличии) организации		

** Подписи должны быть расшифрованы.

*** Либо уполномоченного представителя, действующего на основании доверенности или распорядительного документа. В случае подписания формы уполномоченным представителем организации (в т.ч. – руководителем филиала) к печатному экземпляру отчета прилагается копия распорядительного документа или доверенности, заверенная печатью организации (при наличии).

Отчет о выполнении проекта
№ 22-21-00442

«Моделирование выборок случайных событий с учетом априорной информации
в астрофизических экспериментах методами машинного обучения»,
в 2022 году

Номер регистрации сведений о начинаемой научно-исследовательской работе в единой государственной информационной системе учета научно-исследовательских, опытно-конструкторских и технологических работ гражданского назначения (rosrid.ru):

В соответствии с Постановлением Правительства Российской Федерации от 12 апреля 2013 г. № 327 «О единой государственной информационной системе учета научно-исследовательских, опытно-конструкторских и технологических работ гражданского назначения».

122012000101-6

1.1. Заявленный в проекте план работы научного исследования на отчетный период

Формируется в соответствии с заявкой на участие в конкурсе.

Общий план работы на весь срок выполнения проекта и ожидаемые результаты.

В 2021 году на первом этапе планируется выполнить следующие работы:

1. Выполнить аналитический обзор современной научно-технической литературы по теме проекта.
2. Выработать список критериев эффективного функционирования генераторов событий на примере выборок событий регистрации ШАЛ атмосферными черенковскими телескопами.
3. Провести теоретическое исследование и предварительный отбор основных типов генеративных сетей для использования в качестве генераторов событий на основе сформулированных критериев эффективного функционирования и анализа существующих Монте-Карло генераторов.
4. Адаптировать существующие и разработать новые методы и алгоритмы учета априорных ограничений при генерации событий в области астрофизики частиц, в том числе:
 - методы и алгоритмы учета детерминистских ограничений;
 - методы и алгоритмы учета статистических ограничений.
5. Подготовка 2 докладов на международной конференции и 2 публикация статей.
6. Подготовка промежуточного отчета.

Результаты работы на первом этапе:

1. Аналитический обзор анализа современной научно-технической литературы.
2. Список критериев эффективного функционирования генераторов событий на примере физики высоких энергий.
3. Обоснованный выбор основных типов генеративных сетей для использования в качестве генераторов событий.
4. Адаптированные существующие и новые методы и алгоритмы учета априорных ограничений, включая.
5. Публикация 2 статей, отражающих промежуточные результаты работы по проекту;
6. Промежуточный отчет по проекту.

В ходе первого этапа работ будут подготовлены 2 доклада на международных конференциях CSP и DLCP. Для участия в работе конференций планируются 2 командировки. Будут также подготовлены и направлены в печать 2 статьи в издания, индексируемых системами WoS и Scopus. Окончательный список конференций и изданий будет зафиксирован в ходе выполнения проекта.

1.2. Заявленные научные результаты на конец отчетного периода

Формируется в соответствии с заявкой на участие в конкурсе.

Результаты работы на первом этапе:

1. Аналитический обзор современной научно-технической литературы по тематике проекта.
2. Список критериев эффективности генераторов событий на примере гамма-астрономии.
3. Обоснованный выбор основных типов генеративных сетей для использования в качестве генераторов событий.

4. Адаптация существующих и разработка новых методов и алгоритмов учета априорных ограничений при генерации событий в области гамма-астрономии, в том числе для учета статистических характеристик получающихся семплов событий (изображений).
5. Прототип генеративной нейронной сети для генерации семплов с учетом априорных знаний, включая учет статистических ограничений. Осуществить пробную генерацию событий (изображений) ШАЛ, регистрируемых атмосферными черенковскими телескопами.
6. Промежуточный отчет по проекту.
7. Два доклада на международных конференциях по результатам исследований.
8. Две статьи, отражающих промежуточные результаты работы по проекту в изданиях, индексируемых системами WoS и Scopus.

1.3. Сведения о фактическом выполнении плана работы в отчетный период (фактически проделанная работа, от 3 до 10 стр.)

1.3.1. Аналитический обзор современной научно-технической литературы.

Методы глубокого обучения применяются как для анализа, так и для моделирования изображений ШАЛ в атмосферных черенковских телескопах (АЧТ). При этом они объединяют преимущества ранее разработанных подходов как на основе параметров Хилласа [1], так и модельного анализа [2]: с одной стороны, на вход алгоритмов машинного обучения, как правило, поступает все (попиксельное) изображение ШАЛ в камере АЧТ, так что экспериментально полученная информация заведомо не теряется; с другой стороны, ряд методов глубокого обучения (в частности, сверточные нейронные сети, автоэнкодеры) создает внутреннее представление входной информации, другими словами осуществляет выделение существенных признаков изображения ШАЛ – подобно методике на основе выделения параметров Хилласа. Таким образом, с помощью методов глубокого обучения можно добиться оптимального баланса между время/ресурсоемкостью вычислений и требованием сохранения максимально возможного объема входной экспериментальной информации.

Большая часть существующих работ посвящена анализу изображений ШАЛ, а именно, классификации типа первичных частиц ШАЛ (гамма кванты или адроны) и определения их параметров (в частности, энергии, направления прихода). В работе [3] представлены результаты исследований применимости глубокого обучения в качестве метода классификации событий ШАЛ для проекта Cherenkov Telescope Array (CTA) (www.cta-observatory.org). В работе [4] представлены результаты подавления фона (ливней, индуцированных заряженными частицами) и восстановления направления сигнала от ШАЛ путем анализа данных АЧТ на основе набора сверточных нейронных сетей (CNN), примененных к изображениям из четырех телескопов эксперимента H.E.S.S. (www.mpi-hd.mpg.de/hfm/HESS). Авторы [3,4] показывают, что полученные результаты служат доказательством применимости CNN для анализа событий, регистрируемых АЧТ.

В работе [5] разработан высокопроизводительный алгоритм подавления адронного фона, основанный на новейших методах глубокого обучения, а именно на рекуррентных (recurrent neural networks (RNNs)) и сверточных нейронных сетях (CNNs) с использованием данных от нескольких телескопов (стереорежим). Это приводит к значительному улучшению производительности по сравнению с текущими стандартными методами – с уменьшением фонового вклада на 20–25%. В работе [6] продемонстрировано, что параметры формы сигнала могут использоваться вместе с изображениями полного заряда (числа фотоэлектронов) пикселей как входные данные для нейросетей.

Целью работы [10,15,16] является проверка возможности использования CNN не только для выделения сигнала из фоновых изображений, но и получения параметров реконструированных гамма-событий для обсерватории CTA и телескопов проекта TAIGA (taiga-experiment.info). Авторы оценили результаты работы таких сверточных сетей (CNN) как весьма многообещающие, хотя они оказались все же не так хороши, как у существующих алгоритмов, основанных на параметрах Хилласа и модельном анализе. Основные преимущества CNN по сравнению с существующими алгоритмами заключаются в том, что при их использовании практически не требуется эвристик, инспирированных физикой подробных явлений, а также использование минимальной предварительной обработки данных. Общий вывод – использование методов, основанных на CNN, является перспективным, но требует дальнейшего совершенствования. Более сложные нейросети в сочетании с совместной обработкой изображений от нескольких телескопов позволяют получить еще более перспективные результаты [7,8,9,11].

Другим важным и перспективным применением нейронных сетей является их использование для численного моделирования [17]. В связи с этим в настоящее время разворачиваются интенсивные исследования в области машинного обучения для генерации выборок событий. В работах [18,19] исследованы возможности генерации событий и частоты их появления в области ускорительной физики высоких энергий с помощью генеративно-состязательных сетей (GAN) и вариационных автоэнкодеров (VAE) аналогично генераторам Монте-Карло. Изучен ряд демонстрационных конкретных процессов столкновения частиц. Разные аспекты моделирования с помощью нейросетей рассматривались в работах [20,21,22] и ряде других. Общим выводом из перечисленных выше работ является то, что использование сетей глубокого обучения для генерации выборок случайных многомерных векторов (событий) является практически очень важным и перспективным направлением, но методика их использования требует существенного совершенствования.

В работах [12,13,14], выполненных членами коллектива исполнителей данного проекта, впервые был предложен метод машинного обучения на основе генеративно-состязательных сетей (Generative Adversarial Networks; GAN) для быстрого создания изображений гамма-событий в камерах АЧТ. В указанных работах было показано, что генеративно-состязательные сети моделируют протонные и гамма-события с высокой степенью точности и надежности. Большинство сгенерированных событий неотличимы от событий, сгенерированных с помощью традиционного метода Монте-Карло. В то же время скорость генерации событий с помощью GAN намного выше, чем скорость генерации методом Монте-Карло. Полученные результаты и методики используются в рамках работ по данному проекту для совершенствования методов моделирования событий с учетом априорной информации.

Обзор работ по развитию методов глубокого обучения для моделирования и анализа данных АЧТ показывает, что их использование является очень перспективным как для существующих установок, в том числе эксперимента TAIGA, так и для телескопов будущего поколения. Важным достоинством нейронных сетей является то, они позволяют реконструировать события, связанные с широкими атмосферными ливнями непосредственно на основе необработанных изображений в камерах АЧТ, не требуя этапов сложной предварительной обработки, а также предоставляют возможность, при соответствующей доработке в рамках настоящего проекта, обеспечить быстрое моделирование событий в экспериментальных установках для надежного выделения сигнала. Это предоставляет новые способы быстрого моделирования, которое может значительно сэкономить время вычислений и дисковое пространство, одновременно расширяя возможности исследования физических явлений.

Детальная версия обзора представлена в файле с дополнительными материалами.

Литература

- 1 Hillas, A.M., 19th International Cosmic Ray Conference (ICRC19), Vol. 3, (1985) p. 445.
- 2 De Naurois, Mathieu, and Loïc Rolland, *Astroparticle Physics* 32, no. 5 (2009): 231-252.
- 3 Nieto Castaño D. Brill A. Kim B. Humensky T.B., 35th International Cosmic Ray Conference V. 301 (2017) p. 809
- 4 Shilon, Idan, et al. *Astroparticle Physics* 105 (2019): 44-53.
- 5 Parsons, Robert Daniel, and S. Ohm, *The European Physical Journal C* 80, no. 5 (2020): 1-11.
- 6 Spencer, Samuel, et al. *Astroparticle Physics* 129 (2021): 102579.
- 7 Jacquemont, Mikaël, et al., In *Astr. Data Analysis Software and Systems ADASS XXX*. 2020.
- 8 Jacquemont, Mikaël, et al., In *16th Int. Conf. on Computer Vision Theory and App.* (2021).
- 9 Jacquemont, Mikaël, et al., In *Int. Conf. on Content-Based Multimedia Indexing*, (2021) p. 1-6.
- 10 Mangano, Salvatore, et al., In *IAPR Workshop on ANN in Pattern Recognition*, (2018) p. 243.
- 11 Vuillaume, Thomas, et al. *PoS*, V.395, (2021) 703
- 12 Dubenskaya, Julia, Alexander Kryukov, and Andrey Demichev, *PoS* V.395, (2021): 874.
- 13 Dubenskaya, Julia, Alexander Kryukov, and Andrey Demichev, *PoS*, V.410, (2021): 011.
- 14 Dubenskaya, J., A. P. Kryukov, and A. P. Demichev, *CEUR Workshop Proc.* 3041 (2021) p. 270.
- 15 Postnikov, E. B., A. P. Kryukov, et al., *Jour. of Physics: Conf. Series*, V. 1181, (2019) p. 012048.
- 16 Polyakov, S., A. Demichev, A. Kryukov, E. Postnikov, *PoS* V.395 (2021): 753.
- 17 van Leeuwen, Caspar, et al., arXiv preprint arXiv:2004.03454 (2020).
- 18 Otten, Sydney, et al., arXiv preprint arXiv:1901.00875 (2019).
- 19 Butter, Anja, Tilman Plehn, and Ramon Winterhalder, <https://arxiv.org/abs/1907.03764>
- 20 Alanazi, Yasir, et al. arXiv:2001.11103 (2020).
- 21 de Oliveira, Luke, Michela Paganini, and Benjamin Nachman, <https://arxiv.org/pdf/1711.08813>

1.3.2. Критерии функционирования генераторов событий на примере выборок событий регистрации ШАЛ атмосферными черенковскими телескопами.

Критерии функционирования генераторов событий на основе Монте-Карло (МК) методов и методов машинного обучения в значительной мере совпадают, так как решают схожие задачи. Наиболее популярным Монте-Карло генератором событий для моделирования событий АЧТ является генератор CORSIKA [<https://www.iap.kit.edu/corsika/>], который в свою очередь построен на базе широко известной программы моделирования GEANT4 [<https://geant4.web.cern.ch/>].

На основании анализа требований к МК генераторам в физике частиц были выделены следующие три основные группы критериев.

Первая группа параметров связана с корректным моделированием отдельных событий. Под корректным моделированием событий подразумевается возможность извлечение традиционными методами параметров Хилласа [Hillas M. In NASA. Goddard Space Flight Center // 19th Intern. Cosmic Ray Conf. 1985. V. 3. P. 445-448] с необходимой для дальнейшей обработки точностью. В качестве основных параметров Хилласа, которые рассматриваются при анализе качества нейросетевых генераторов, являются длины осей аппроксимирующего эллипса, направление главной оси по отношению к центру камеры АЧТ, сайз (яркость) события.

Вторая группа критериев включает критерии, которые обеспечивают корректное моделирование статистических свойств выборки в целом. Это довольно трудное условие, так как стандартные генеративные сети в общем не учитывают напрямую требуемые статистические свойства выборок. На первом этапе проекта мы ограничились одним таким параметром, а именно распределением событий в выборке по энергиям или в простейшем случае по сайзу (яркости) событий.

Наконец третья группа параметров показывает насколько эффективно работает тот или иной генератор событий. К таким параметрам относятся время генерации одного события, размер бинарной программы, включая дополнительные файлы с моделями и прикладными библиотеками, за исключением стандартных библиотек, требуемая для работы оперативная память.

В качестве референсной точки, с которой будут проводиться сравнения разработанных нейросетевых генераторов, является упомянутая выше программа CORSIKA, которая является стандартом де-факто для решения задач подобного типа. Для оценки качества сгенерированных выборок по критериям из первой и второй групп параметров будут использоваться программы, разработанные членами коллаборации TAIGA [<https://taiga-experiment.info/>; <https://doi.org/10.1016/j.nima.2019.04.067>] и которые используются для физического анализа реальных, а также модельных событий, полученных с помощью программы CORSIKA.

1.3.3. Основные типы генеративных сетей для использования в качестве генераторов событий

Генеративно-сопоставительная сеть (Generative Adversarial Network; GAN) и вариационный автоэнкодер (Variational Autoencoder; VAE) являются популярными моделями, когда речь идет о создании изображений и последовательностей. Поскольку GAN и VAE выполняют схожие задачи, приходится решать проблему выбора между ними в конкретных сценариях приложений. Помимо общего назначения, они имеют и другие схожие черты. В соответствии с общим определением генеративных моделей, GAN и VAE обучаются апостериорному распределению с использованием теоремы Байеса, то есть посредством функции правдоподобия. На входы генератора GAN и декодера VAE подаются распределения скрытых переменных. Важным сходством является то, что и GAN, и VAE являются моделями обучения без учителя. Это свойство позволяет GAN и VAE использовать очень большие немаркированные данные. Однако, между ними есть и существенные отличия. GAN и VAE имеют разные архитектуры и функции потерь. GAN имеет в своей архитектуре два компонента, а именно генератор и дискриминатор и обучается с помощью так называемого минимаксного алгоритма (игры для двух игроков). Эвристически его генератор генерирует поддельные изображения, которые могут обмануть дискриминатор. Его дискриминатор пытается отличить поддельные изображения от настоящих. VAE также имеет в своей архитектуре два компонента, а именно кодировщик и декодер. Кодировщик кодирует входные данные в скрытые состояния. Другими словами, кодировщик проецирует входные данные на вектор более низкого измерения, каждый элемент которого имеет свое распределение. Затем из таких распределений

выбирается вектор, чтобы получить определенный ввод (скрытое состояние) для декодера. Наконец, декодер пытается декодировать свой ввод во входные данные кодировщика. В отличие от GAN, чьи распределения скрытых состояний предопределены, VAE изучает распределения скрытых состояний во время процесса обучения.

Априорная информация вводится в процесс обучения GAN и VAE сходным образом – одним из двух способов: 1) с помощью дополнительного входного вектора (conditional GAN, cGAN и conditional VAE, cVAE); 2) с помощью ограничения поиска минимума функции потерь некоторыми подмножествами ее аргументов (constrained GAN и constrained VAE). В первом случае на вход сетей подается дополнительный детерминистский вектор, и это позволяет решать задачу (M. Mirza, S. Osindero, "Conditional generative adversarial nets", arXiv:1411.1784) управления различными модами генерируемого распределения. Известно, что генеративные сети могут испытывать проблемы с генерированием мультимодальных распределений (генератор может непредсказуемо захватывать одну моду и генерировать только ее). В cGAN/cVAE модам присваивают метки и подают на входы сетей (генератору и дискриминатору в случае cGAN или кодировщику и декодеру в случае cVAE). Тем самым получают нужную моду, например, определенную цифру из набора рукописных цифр MNIST. Во втором случае ограничения (связи) могут вводиться как явно (жесткие связи), так и с помощью добавления соответствующих членов в функцию потерь в духе метода множителей Лагранжа (мягкие связи). Опыт работы с нейросетями других типов (G. Gnecco, et al., "Learning with hard constraints as a limit case of learning with soft constraints", ESANN 2016 proceedings; P. Marquez-Neila, et al., "Imposing Hard Constraints on Deep Networks: Promises and Limitations", arXiv 1706.02025), показал, что подход мягких связей является предпочтительным. Поэтому для работы в рамках данного проекта был выбран именно этот вариант.

В рамках выполнения работ по проекту представленные выше методы учета априорной информации адаптируются и используются для генерации изображений гамма-событий с черенковского телескопа эксперимента ТАЙГА. Для этого cGAN/cVAE и сети с мягкими связями обучаются на наборе событий Монте-Карло с размером изображения или суммой амплитуд пикселей, используемых в качестве условного параметра. Затем обученные генеративные нейросети используются для генерации новых изображений с тем же распределением условного параметра, что и распределение по размерам изображений гамма-событий, смоделированных методом Монте-Карло.

1.3.4. Методы и алгоритмы учета априорных ограничений при генерации событий в области астрофизики частиц

Методы и алгоритмы учета детерминистских ограничений.

Ограничения в физических системах проявляются в самых разных формах: простые алгебраические уравнения, обыкновенные дифференциальные уравнения, уравнения в частных производных, неравенства и другие. При моделировании астрофизических данных, а именно данных черенковских телескопов, достаточно ограничиться алгебраическими уравнениями. Они могут отражать фиксированные значения суммарных значений всех пикселей камеры АЧТ (а значит – и связанных с ними энергий первичных частиц ШАЛ) или значений других параметров Хилласа (или их комбинаций, связанных с теми или иными физическими характеристиками ШАЛ).

Такие ограничения можно напрямую включить в нейронные сети, вводя их в качестве штрафных условий в функцию потерь. Такая расширенная функция обычно называется гибридной функцией потерь и обеспечивают глубокое обучение как на основе выборки данных, так и на основе априорных знаний (ограничений). Помимо обычных членов функций потерь, посредством гибридных функций учитываются заранее известные алгебраические соотношения. Рассматривались различные способы поиска минимума такой гибридной функции ошибок, в частности:

- поиск минимума на поверхностях, определяемых алгебраическими соотношениями ("жесткий" способ учета ограничений);
- добавление ограничений (алгебраических соотношений) в функцию потерь генеративной сети ("мягкий" способ). Мягкий способ реализуется в двух вариантах:
 - множитель перед членом с ограничениями в функции потерь рассматривается как один из гиперпараметров и подбирается экспериментально;
 - используется формализм множителей Лагранжа, так что значение множителя перед членом определяется экстремумом (седловой точкой) такой гибридной функции потерь.

Альтернативным подходом является интеграция алгебраических уравнений, отражающих априорные ограничения, непосредственно в архитектуру нейронных сетей путем введения дополнительных линейных связей между слоями сети или преобразований, отражающих физические ограничения на определенные входные и выходные переменные. На первом этапе исследовался мягкий способ введения ограничений, в котором коэффициент (относительный вес) перед членом с ограничениями в функции потерь подбирается экспериментально.

Методы и алгоритмы учета статистических ограничений.

Учет статистических ограничений при модельной генерации событий в камере АЧТ, то есть учет статистических характеристик обучающего набора может осуществляться двумя способами:

- ведением в функцию потерь метрики, измеряющей различие между ковариационной структурой обучающего и генерируемого наборов событий;
- заданием входных меток (например значением параметров Хилласа) при использовании условных генеративных сетей cGAN/cVAE в соответствии с распределением значений этих меток в обучающем наборе.

В приложении к базовому примеру моделирования изображений ШАЛ в черенковских телескопах это, в частности, обеспечивает правильное воспроизведение в процессе генерации спектра первичных частиц гамма-квантов и космических лучей. На первом этапе осуществления проекта рассматривался, в основном, второй из указанных выше способов учета статистических ограничений при модельной генерации событий.

Все планируемые в отчетный период работы выполнены полностью:

да

1.4. Сведения о достигнутых конкретных научных результатах в отчетном периоде (от 1 до 5 стр.)

1. Выполнен аналитический обзор анализа современной научно-технической литературы.

В обзоре было показано, что методы машинного обучения во всех областях естественных наук приобретают все большую популярность в связи с их универсальностью. В частности были проанализированы работы, где такие методы используются в физике частиц и физике космических лучей, которые являются целевой прикладной областью данного проекта. Отдельно был проведен анализ работ по генеративным сетям, которые являются основой для построения быстрых генераторов событий для гамма-астрономии как замена традиционным Монте-Карло генераторам. Показан высокий потенциал этого подхода для задач моделирования выборок событий в физике космических лучей.

2. Разработан список критериев эффективного функционирования генераторов событий на примере физики высоких энергий.

В список вошли три категории критериев:

- 1) критерии, отвечающие за генерацию событий с необходимыми физическими параметрами (длины осей аппроксимирующего эллипса, сайза (яркости) события и другие);
- 2) критерии, отвечающие за статистические свойства выборок в целом, например, распределение событий в выборке по энергии начальной частицы. В качестве начального варианта был рассмотрен параметр сайза, как более простой в вычислении;
- 3) критерии, характеризующие разрабатываемые нейросетевые модели с точки зрения эффективности генераторов как программного продукта. К ним относятся размер бинарного файла программы, требуемая оперативная память для запуска, время генерации одного события.

3. Выполнен и обоснован выбор основных типов генеративных сетей для использования в качестве генераторов событий.

На основании выводов из аналитического обзора и критериев, которым должны удовлетворять генераторы событий, в качестве базовых генеративных моделей для задач проекта были выбраны две базовые архитектуры: генеративно-состязательные сети (GAN) и вариационные автоэнкодеры (VAE). Для удовлетворения критериям, в первую очередь связанным со статистическими свойствами выборок событий в целом, оба типа нейросетей были рассмотрены в вариантах условных генеративных сетей (conditional network) и сетей с ограничениями (constrained newtwork). Каждый тип архитектуры имеет ряд своих преимуществ и недостатков. Их подробное сравнение будет выполнено на втором этапе проекта.

4. Адаптированы существующие и разработаны новые методы и алгоритмы учета априорных ограничений.

Как уже было отмечено выше одним из типов генеративной сетей, которая была выбрана для генерации изображений для нужд астрофизических исследований - это генеративно-состязательная сеть (GAN). В нашем случае особый интерес представляют условные генеративно-состязательные сети (cGAN), которые дают возможность при обучении

разделять обучающие изображения на несколько классов в соответствии со значением некоторого свойства изображения, а затем при генерации указывать требуемый класс, к которому должно относиться генерируемое изображение. Задавая количество генерируемых изображений для каждого класса, можно управлять статистическими характеристиками выборки изображений в целом.

При генерации изображений, аналогичных получаемым с черенковских телескопов, важно воспроизвести распределение изображений по энергии первичной частицы таким образом, чтобы смоделированные данные, отвечающие этому требованию, статистически не отличаются от фактически наблюдаемых данных. Использование таких смоделированных данных приводит к более точной настройке детектора и, соответственно, к более точной идентификации наблюдаемых событий.

Для воспроизведения статистических характеристик обучающей выборки при создании новых искусственных изображений, аналогичных получаемым с черенковских телескопов, была использована условная генеративно-состязательная сеть (сGAN). При этом для облегчения и ускорения процесса обучения в качестве первого приближения вместо энергии первичной частицы была использована сумма значений всех пикселей изображения в фотоэлектронах (также называемый сайз изображения), которая напрямую зависит от энергии первичной частицы. В отличие от энергии первичной частицы сайз изображения можно легко вычислить для любого произвольного изображения. Для обучения и последующей корректной работы любой условной GAN необходимо предварительно разметить входной набор изображений, разделив его на непересекающиеся классы и присвоив каждому изображению номер соответствующего класса. Однако в случае изображений, получаемых с черенковских телескопов, разделение входного набора изображений на несколько отдельных классов является нетривиальной задачей. Дело в том, что распределение обучающих изображений по сайзу неравномерно, асимметрично и имеет только один максимум. В связи с этим единственным путем разделения изображений обучающей выборки на классы является искусственное выделение классов.

Наши предыдущие исследования показали, что использование обучающей выборки, содержащей существенно разное количество изображений с разным сайзом, приводит к искажению выходного распределения изображений по сайзу. Поэтому изображения обучающей выборки были разделены на десять классов, путем сортировки изображений по значению сайза и определения границ классов так, чтобы в каждый класс попадало одинаковое количество изображений. Затем эти десять искусственно выделенных классов были использованы при обучении условной GAN. Суммарное распределение по сайзу в сгенерированной выборке показало хорошее согласие с начальным спектром событий по этому параметру, что доказывает перспективность данного подхода.

Другой перспективный тип сетей является вариационные автоэнкодеры. Вариационные автоэнкодеры представляют собой генеративные нейросети, преобразующие распределение вероятностей входных данных в распределение вероятностей относительно низкоразмерного пространства скрытых параметров. Их достоинством является возможность отслеживать изменения и интерпретировать скрытые параметры. Помимо скрытых параметров, которые строятся вариационным автоэнкодером, можно добавить параметры с известными значениями, в этом случае вариационный автоэнкодер называется условным (conditional variational autoencoder, cVAE).

На основании предварительных тестов нами была выбрана архитектура условного вариационного автоэнкодера, который содержит 3 скрытых слоя кодировщика, сжимающего пространство входных параметров (изображения события) до скрытого пространства из 4 величин, а затем декодера, также содержащего 3 скрытых слоя. Подробнее архитектура автоэнкодера представлена в файле с дополнительными материалами. Энкодер получает на входе изображение из 560 пикселей и условный параметр s , в качестве которого выбрал сайз события. В качестве условного параметра использовался логарифм сайза изображения, т.е. суммарной амплитуды. Энкодер состоит из трех скрытых полносвязных слоев с 384, 256 и 128 нейронами. В качестве функции активации используется ReLU. На выходе строятся векторы μ и σ размерности d . Декодер получает на входе вектор размерности d , выбранный с нормальным распределением $N(\mu, \sigma)$, и условный параметр s . Декодер также имеет три скрытых полносвязных слоя со 128, 256 и 384 нейронами и активацией ReLU, а также 560 выходных нейронов с активацией ReLU или логистической функцией в зависимости от способа кодировки пикселей. Использовались два варианта кодировки значения пикселей: без нормализации и с нормализацией при помощи функции $\log(1+x)/\log(1+x_{\max})$, где x — амплитуда пикселя и x_{\max} — максимальное значение амплитуды на всей обучающей выборке.

Вариационные автоэнкодеры обучались на выборке из 29568 смоделированных алгоритмом Монте-Карло гамма-событий с энергией от 1.5 до 60 ТэВ, зарегистрированных одним черенковским телескопом TAIGA-IACT. Изображения были подвергнуты процедуре клининга [Postnikov, 2019] с пороговыми значениями 6 и 3 фотоэлектрона.

5. По результатам работ было опубликовано 4 статьи в журнале, индексируемом системой Scopus. В ходе первого этапа работ были подготовлены 6 докладов на международных конференциях. Это международная конференция по нейтринной физике, Всероссийская конференция по космическим лучам и международному совещанию по глубокому обучению в вычислительной физике. Было представлено два стендовых доклада на конференции по космическим лучам.

Публикации, а также доклады на конференциях представлены в файле с дополнительными материалами к отчету.

В настоящее время готовится публикация, которая будет направлена в журнал уровня Q1 или Q2.

Все запланированные в отчетном периоде научные результаты достигнуты:

да

В ходе реализации проекта выполнялись эксперименты с участием лабораторных животных:

нет

Описание экспериментов с участием лабораторных животных (цель эксперимента, используемые животные, планируемые процедуры, наличие необходимого для работы и содержания животных персонала, помещений, документации, наличие в организации комиссии по биоэтике, следование этическим принципам):

(рекомендуем ознакомиться с Позицией экспертных советов РНФ по биоэтике)

1.5. Описание выполненных в отчетном периоде работ и полученных научных результатов для публикации на сайте РНФ

на русском языке (до 3 страниц текста, также указываются ссылки на информационные ресурсы в сети Интернет (url-адреса), посвященные проекту)

Работы по генерации событий с использованием нейросетевых методов были сосредоточены на исследовании нейросетевых моделей на основе генеративно-состязательных сетей (GAN) и вариационных автоэнкодеров (VAE). Такой выбор типов сетей для генерации изображений для нужд астрофизических исследований связан с необходимостью учитывать физическую состоятельность модельных событий. В нашем случае, когда дополнительно необходимо воспроизводить статистические характеристики выборок в целом, особый интерес представляют условные генеративные нейросети.

В качестве одного из вариантов мы исследовали условные генеративно-состязательные сети (сGAN), которые дают возможность при обучении разделять обучающие изображения на несколько классов в соответствии со значением некоторого свойства изображения, а затем при генерации указывать требуемый класс, к которому должно относиться генерируемое изображение. Задавая количество генерируемых изображений для каждого класса, можно управлять статистическими характеристиками выборки изображений в целом.

При генерации изображений, аналогичных получаемым с черенковских телескопов, важно воспроизвести распределение изображений по энергии первичной частицы таким образом, чтобы смоделированные данные, отвечающие этому требованию, статистически не отличаются от фактически наблюдаемых данных. Использование таких смоделированных данных приводит к более точной настройке детектора и, соответственно, к более точной идентификации наблюдаемых событий.

Для воспроизведения статистических характеристик обучающей выборки при создании новых искусственных изображений, аналогичных получаемым с черенковских телескопов, была использована условная генеративно-состязательная сеть (сGAN) (см. Дополнительный файл, рис.5,6, статья PoS 004). При этом для облегчения и ускорения процесса обучения в качестве первого приближения вместо энергии первичной частицы была использована сумма значений всех пикселей изображения в фотоэлектронах (также называемая сайзом изображения), которая напрямую зависит от энергии первичной частицы. В отличие от энергии первичной частицы сайз изображения можно легко вычислить для любого произвольного изображения.

Для обучения и последующей корректной работы любой условной GAN необходимо предварительно разметить входной набор изображений, разделив его на непересекающиеся классы и присвоив каждому изображению номер соответствующего класса. Однако в случае изображений, получаемых с черенковских телескопов, разделение входного набора изображений на несколько отдельных классов является нетривиальной задачей. Дело в том, что распределение обучающих изображений по сайзу неравномерно, асимметрично и имеет только один максимум. В связи с этим единственным путем разделения изображений обучающей выборки на классы является искусственное выделение классов.

Наши предыдущие исследования показали, что использование обучающей выборки, содержащей существенно разное количество изображений с разным сайзом, приводит к искажению выходного распределения изображений по сайзу. Поэтому изображения обучающей выборки были разделены на десять классов, путем сортировки изображений по значению сайза и определения границ классов так, чтобы в каждый класс попадало одинаковое количество изображений. Затем эти десять искусственно выделенных классов были использованы при обучении условной GAN. Суммарное распределение по сайзу в сгенерированной выборке показало хорошее согласие с начальным спектром событий по этому параметру, что доказывает перспективность данного подхода (см. Дополнительный файл, рис.3, статья PoS 004).

Другим перспективным типом сетей являются вариационные автоэнкодеры. Вариационные автоэнкодеры представляют собой генеративные нейросети, преобразующие распределение вероятностей входных данных в распределение вероятностей относительно низкоразмерного пространства скрытых параметров. Их достоинством является возможность отслеживать изменения и интерпретировать скрытые параметры. Помимо скрытых параметров, которые строятся вариационным автоэнкодером, можно добавить параметры с известными значениями, в этом случае вариационный автоэнкодер называется условным (conditional variational autoencoder, cVAE).

На основании предварительных тестов нами была выбрана архитектура условного вариационного автоэнкодера, который содержит 3 скрытых слоя кодировщика, сжимающего пространство входных параметров (изображения события) до скрытого пространства из 4 величин, а затем декодера, также содержащего 3 скрытых слоя. Подробнее архитектура автоэнкодера представлена в файле с дополнительными материалами (см. статью PoS 003). Энкодер получает на входе изображение из 560 пикселей и условный параметр s , в качестве которого выбрана сайз события. В качестве условного параметра использовался логарифм сайза изображения, т.е. суммарной амплитуды. Энкодер состоит из трех скрытых полносвязных слоев с 384, 256 и 128 нейронами (см. Дополнительный файл, рис.1, статья PoS 003). В качестве функции активации используется ReLU. На выходе строятся векторы μ и σ размерности d . Декодер получает на входе вектор размерности d , выбранный с нормальным распределением $N(\mu, \sigma)$, и условный параметр s . Декодер также имеет три скрытых полносвязных слоя со 128, 256 и 384 нейронами и активацией ReLU, а также 560 выходных нейронов с активацией ReLU или логистической функцией в зависимости от способа кодировки пикселей. Использовались два варианта кодировки значения пикселей: без нормализации и с нормализацией при помощи функции $\log(1+x)/\log(1+x_{\max})$, где x – амплитуда пикселя и x_{\max} – максимальное значение амплитуды на всей обучающей выборке.

Вариационные автоэнкодеры обучались на выборке из 29568 смоделированных алгоритмом Монте-Карло гамма-событий с энергией от 1.5 до 60 ТэВ, зарегистрированных одним черенковским телескопом TAIGA-IACT. Изображения были подвергнуты процедуре клининга [Postnikov, 2019] с пороговыми значениями 6 и 3 фотоэлектрона. Обученные вариационные автоэнкодеры реконструируют изображения, близкие к Монте-Карло событиям (см. Дополнительный файл, рис.2-4, статьи PoS 003). В частности, проверка нейросетью для распознавания типа порождающей частицы: для гамма-событий, смоделированных методом Монте-Карло, средняя оценка нейросетью сходства с гамма-событиями обучающей выборки (G-score, рис. 7) 0.99, в то время как для наборов событий, построенных вариационными автоэнкодерами в широком диапазоне параметров, она не ниже этого значения, и в некоторых случаях превосходит 0.998.

В работах Vlaskina A., Kryukov A., "Application of convolutional neural networks for data analysis in TAIGA-HiSCORE experiment" PoS, (2022 г.) и Gres E., Kryukov A., Energy "Reconstruction in Analysis of Cherenkov Telescopes Images in TAIGA Experiment Using Deep Learning Methods" PoS(2022 г.), см. Дополнительный файл представлены результаты анализа данных эксперимента TAIGA, необходимые для корректного моделирования данных эксперимента средствами генеративных нейросетей.

Результаты, полученные в ходе вычислительных экспериментов, показали, что модельные события хорошо воспроизводят физические параметры событий. Однако, статистические свойства выборок в целом воспроизводятся недостаточно точно. Так наблюдается систематический сдвиг модельных событий по сайзу. Данный эффект требует дополнительного исследования, которое предполагается провести на втором этапе проекта.

на английском языке

Work on generating events using neural network methods has focused on the study of neural network models based on generative adversarial networks (GANs) and variational autoencoders (VAEs). Such a choice of the network types for

generating images for the needs of astrophysical research is explained by the need to take into account the physical consistency of model events. In our case, when it is additionally necessary to reproduce the statistical characteristics of the samples as a whole, conditional generative neural networks are of particular interest.

As one of the options, we studied conditional generative adversarial networks (cGAN), which make it possible to divide training images into several classes during training in accordance with the value of some property of the image, and then, during generation, specify the required class to which the generated image should belong. By setting the number of generated images for each class, one can control the statistical characteristics of the image sample as a whole.

When generating images similar to those obtained from Cherenkov telescopes, it is important to reproduce the distribution of images over the energy of the primary particle in such a way that the simulated data that meet this requirement do not differ statistically from the actually observed data. The use of such simulated data leads to a more accurate detector tuning and, accordingly, to a more accurate identification of the observed events.

To reproduce the statistical characteristics of the training sample when creating new artificial images similar to those obtained from Cherenkov telescopes, a conditional generative adversarial network (cGAN) was used (see Supplementary file, Fig.5,6, articles PoS 004). At the same time, to facilitate and speed up the learning process, as a first approximation, instead of the energy of the primary particle, the sum of the values of all image pixels in photoelectrons (also called the image size), which directly depends on the energy of the primary particle, was used. In contrast to the primary particle energy, image size can be easily calculated for any arbitrary image.

For training and subsequent correct operation of any conditional GAN, it is necessary to first label the input set of images, dividing it into non-overlapping classes and assigning each image the number of the corresponding class. However, in the case of images obtained from Cherenkov telescopes, dividing the input set of images into several separate classes is a non-trivial task. The fact is that the distribution of training images by size is uneven, asymmetric and has only one maximum. In this regard, the only way to divide the images of the training sample into classes is to artificially select classes.

Our previous studies have shown that the use of a training set containing a significantly different number of images with different sizes leads to a distortion of the output size distribution of images. Therefore, the images of the training sample were divided into ten classes by sorting the images by the size value and defining the boundaries of the classes so that the same number of images fall into each class. Then these ten artificially distinguished classes were used in training the conditional GAN. The total distribution by size in the generated sample showed good agreement with the initial spectrum of events for this parameter, which proves the promise of this approach (see Supplementary file, Fig. 3, articles PoS 004).

Another promising type of networks are variational autoencoders. Variational autoencoders are generative neural networks that transform the probability distribution of input data into a probability distribution of a relatively low-dimensional space of hidden parameters. Their advantage is the ability to track changes and interpret hidden parameters. In addition to the hidden parameters that are built by the variational autoencoder, one can add parameters with known values, in which case the variational autoencoder is called conditional (conditional variational autoencoder, cVAE).

Based on preliminary tests, we chose the architecture of the conditional variational autoencoder which contains 3 hidden layers of the encoder, which compresses the space of input parameters (event images) to a hidden space of 4 values, and then the decoder, which also contains 3 hidden layers. The autoencoder architecture is presented in more detail in the file with additional materials (see PoS 003). The encoder receives at the input an image of 560 pixels and a conditional parameter s , which is the size of the event. The logarithm of the image size was used as a conditional parameter, i.e. total amplitude. The encoder consists of three hidden fully connected layers with 384, 256 and 128 neurons (see Supplementary file, Fig. 1, PoS article 003). ReLU is used as an activation function. At the output, vectors μ and σ of dimension d are constructed. The decoder receives at the input a vector of dimension d , chosen with a normal distribution $N(\mu, \sigma)$, and a conditional parameter s . The decoder also has three hidden fully connected layers with 128, 256 and 384 neurons and ReLU activation, as well as 560 output neurons with ReLU activation or logistic function depending on the pixel encoding method. Two variants of encoding the pixel value were used: without normalization and with normalization using the $\log(1+x)/\log(1+x_{\max})$ function, where x is the pixel amplitude and x_{\max} is the maximum amplitude value on the entire training set.

Variational autoencoders were trained on a sample of 29568 Monte Carlo-simulated gamma-ray events with energies from 1.5 to 60 TeV, recorded by one TAIGA-IACT Cherenkov telescope. The images were subjected to a cleaning procedure [Postnikov, 2019] with threshold values of 6 and 3 photoelectrons.

Trained variational autoencoders reconstruct images close to Monte Carlo events (see Supplementary file, Fig.2-4, PoS articles 003). In particular, testing by a neural network to recognize the type of generating particle: for gamma events modeled by the Monte Carlo method, the average estimate by the neural network of similarity with the gamma events of the training set (G-score, fig/ 7) is 0.99, while for sets of events built by variational autoencoders in a wide range of parameters, it is not lower than this value, and in some cases exceeds 0.998.

The work by Vlaskina A., Kryukov A., "Application of convolutional neural networks for data analysis in TAIGA-HiSCORE experiment" PoS, (2022) and Gres E., Kryukov A., Energy "Reconstruction in Analysis of Cherenkov Telescopes Images in TAIGA Experiment Using Deep Learning Methods" PoS(2022), see Supplementary file present the results of the analysis of the TAIGA experiment data, necessary for the correct modeling of experiment data using generative neural networks.

The results obtained in the course of computational experiments showed that the model events reproduce the physical parameters of the events well. However, the statistical properties of the samples as a whole are not reproduced accurately enough. In particular, a systematic shift of model events in size is observed. This effect requires additional research, which is expected to be carried out at the second stage of the project.

1.6. Файл с дополнительными материалами

(при необходимости представления экспертному совету РНФ дополнительных графических материалов к отчету по проекту, файл размером до 3 Мб в формате pdf)
скачать...

1.7. Перечень публикаций в отчетном периоде по результатам проекта

(добавляются из списка публикаций, зарегистрированных участниками проекта)

1. *Власкина А.А., Крюков А.П. (Vlaskina Anna, Kryukov Alexander)* **Application of convolutional neural networks for data analysis in TAIGA-HiSCORE experiment** Proceedings of Science, Sissa Medialab srl (2022 г.)

2. *Дубенская Ю.Ю., Крюков А.П., Демичев А.П., Поляков С.П., Гресь Е.О., Власкина А.А. (Dubenskaya Julia, Kryukov Alexander, Demichev Andrey, Polyakov Stanislav, Gres Elizaveta, Vlaskina Anna Aleksandrovna)* **Using a Conditional Generative Adversarial Network to Control the Statistical Characteristics of Generated Images for IACT Data Analysis** Proceedings of Science, Sissa Medialab srl (2022 г.)

3. *Гресь Е.О., Крюков А.П. (Gres Elizaveta, Kryukov Alexander)* **Energy Reconstruction in Analysis of Cherenkov Telescopes Images in TAIGA Experiment Using Deep Learning Methods** Proceedings of Science, Sissa Medialab srl (2022 г.)

4. *Поляков С.П., Крюков А.П., Демичев А.П., Дубенская Ю.Ю., Гресь Е.О., Власкина А.А. (Polyakov Stanislav, Kryukov Alexander, Demichev Andrey, Dubenskaya Julia, Gres Elizaveta, Vlaskina Anna)* **Using conditional variational autoencoders to generate images from atmospheric Cherenkov telescopes** Proceedings of Science, Sissa Medialab srl (2022 г.)

1.8. В отчетном периоде возникли исключительные права на результаты интеллектуальной деятельности (РИД), созданные при выполнении проекта:

Нет

1.9. Показатели реализации проекта

Показатели кадрового состава научного коллектива (рассчитываются как округленное до целого отношение суммы количества месяцев, в которых действовали в отчетном периоде в отношении членов научного коллектива приказы о составе научного коллектива, к количеству месяцев, в которых действовало в отчетном периоде соглашение)

Плановые значения указываются только для показателей, предусмотренных соглашением.

Показатели	Единица измерения	2022 год	
		план	факт
Число членов научного коллектива	человек	4	4
Число исследователей в возрасте до 39 лет (включительно) среди членов научного коллектива	человек	2	2
Число аспирантов (интернов, ординаторов, адъюнктов) очной формы обучения среди членов научного коллектива	человек		1
Количество лиц категории «Вспомогательный персонал»	человек		0

Публикационные показатели реализации проекта (значения показателей формируются автоматически на основе данных, представленных в форме 2о (накопительным итогом). Показатели публикационной активности приводятся в отношении публикаций, имеющих соответствующую ссылку на поддержку Российского научного фонда и на организацию (в последнем случае – за исключением публикаций, созданных в рамках оказания услуг сторонними организациями).

Плановые значения указываются только для показателей, предусмотренных соглашением.

Публикационные показатели реализации проекта (нарастающим итогом)	Единица измерения	план	факт
Количество содержащих результаты исследований по проекту различных публикаций ¹ членов научного коллектива в ведущих рецензируемых ² российских и зарубежных научных изданиях ¹ К указанным публикациям не относятся публикации, содержащие ссылки на иные, помимо РНФ, источники финансирования; публикации, направленные в издательство до начала практической реализации проекта (до заключения грантового соглашения); публикации типа «тезисы». ² Издания, индексируемые в библиографических зарубежных базах данных публикаций и/или Russian Science Citation Index (RSCI).	Ед.	2	4
в том числе:			
в изданиях, индексируемых в библиографических базах данных Web of Science и/или SCOPUS	Ед.		4
в изданиях, входящих в первый квартиль (Q1) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition, по SJR (принадлежность издания к Q1 в Scopus определяется по базе данных http://www.scimagojr.com/)	Ед.		0
в российских изданиях, входящих во второй квартиль (Q2) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition, по SJR (принадлежность издания к Q2 в Scopus определяется по базе данных http://www.scimagojr.com/)	Ед.		0
в изданиях, индексируемых в библиографической базе данных RSCI	Ед.		4
в изданиях, индексируемых в иных зарубежных библиографических базах данных	Ед.		4
Количество публикаций ³ с учетом квартилей ³ Указанное количество публикаций может изменяться в случае принятия экспертным советом РНФ решения об отказе учета публикации в качестве отчетной или отказа от действия повышающих коэффициентов в отношении публикации в случае принадлежности издания к Q1 или Q2.	Ед.	2	4

1.10. Информация о представлении достигнутых научных результатов на научных мероприятиях (конференциях, симпозиумах и пр.)

(в том числе форма представления – приглашенный доклад, устное выступление, стендовый доклад)

1 приглашенный и 4 устных доклада на the 6-th International Workshop on Deep Learning in Computational Physics

(DLCP2022, <https://dlcp2022.jinr.ru/>).

1 приглашенный доклад и 2 стендовых доклада на Всероссийской конференции по космическим лучам (ВККЛ-2022, <https://events.sinp.msu.ru/event/10/page/56>).

1.11. Все публикации, информация о которых представлена в пункте 1.9, имеют указание на получение финансовой поддержки от Фонда:

да

1.12. Информация (при наличии) о публикациях в СМИ, посвященных результатам проекта, с упоминанием Фонда:

Нет

1.13. Форма трудового договора с руководителем проекта соответствует указанной в исходной заявке на участие в конкурсе (п. 2.16 Формы 2):

«Организация будет являться основным местом работы (характер работы – не дистанционный): да»

да

1.14. Заключенный с руководителем проекта трудовой (срочный трудовой) договор предусматривает продолжительность рабочего времени исходя из ежедневного или еженедельного графика работы (за исключением (ст. 104 ТК РФ) работников, занятых на круглосуточных непрерывных работах, а также на других видах работ, где по условиям производства (работы) не может быть соблюдена установленная ежедневная или еженедельная продолжительность рабочего времени).

В случае осуществления работы в режиме гибкого рабочего времени (ст. 102 ТК РФ), была обеспечена отработка руководителем проекта суммарного количества рабочих часов в течение рабочего дня или недели.

Руководитель проекта при его реализации проживает и осуществляет трудовую деятельность на территории Российской Федерации. Организация своевременно информировала Фонд о предоставлении руководителю проекта отпуска (отпусков) без сохранения заработной платы длительностью более 30 дней в календарном году

да

1.15. План работ научного исследования в отчетном году не изменялся и выполнен в полном объеме:

да

1.16. Реализация проекта была направлена на проведение исследований в целях развития новых для научных коллективов тематик (в том числе, на определение объекта и предмета исследования, составление плана исследования, выбор методов исследования) и формирование исследовательских команд

да

1.17. Результаты исследований по проекту представлены в виде доклада на очной научной конференции, тематика которой включает в себя тематику проекта

да

Ссылка на Программу конференции в информационно-телекоммуникационной сети «Интернет»:

DLCP2022 // <https://indico.jinr.ru/event/3084/timetable/#20220706> ВККЛ-2022 //

<https://events.sinp.msu.ru/event/10/page/56> XIV International School on Neutrino Physics and Astrophysics //

http://school.lomcon.ru/?page_id=346

Настоящим подтверждаю:

- самостоятельность и авторство текста отчета о выполнении проекта;
- при обнародовании результатов, полученных в рамках поддержанного РНФ проекта, научный коллектив ссылался на получение финансовой поддержки проекта от РНФ и на организацию, на базе которой выполнялось исследование;
- согласие с опубликованием РНФ сведений из отчета о выполнении проекта, в том числе в информационно-телекоммуникационной сети «Интернет»;
- проект не имеет других источников финансирования;
- проект не является аналогичным**** по содержанию проекту, одновременно финансируемому из других

ИСТОЧНИКОВ.

**** Проекты, аналогичные по целям, задачам, объектам, предметам и методам исследований, а также ожидаемым результатам. Экспертиза на совпадение проводится экспертным советом Фонда.

Подпись руководителя проекта _____/А.П. Крюков/

Сведения о публикациях по результатам проекта

№ 22-21-00442

«Моделирование выборок случайных событий с учетом априорной информации в астрофизических экспериментах методами машинного обучения»,
в 2022 году

Приводится в отношении публикаций, имеющих соответствующую ссылку на поддержку РФФ. К указанным публикациям не относятся публикации, содержащие ссылки на иные, помимо РФФ, источники финансирования; публикации, направленные в издательство до начала практической реализации проекта (до заключения грантового соглашения); публикации типа «тезисы».

(заполняется отдельно на каждую публикацию, для формирования п.1.7. отчета)
Указывается в случае официального принятия к публикации в последующих изданиях, положительного решения о регистрации исключительных прав.

В карточке публикации все данные приводятся на языке и в форме, используемой базами данных «Сеть науки» (Web of Science Core Collection), «Скопус» (Scopus), RSCI и/или РИНЦ, каждая статья упоминается только один раз (независимо от языков опубликования).

1

2.1. Авторы публикации

Указываются в порядке, приведенном в публикации в формате Фамилия И.О., Фамилия2 И2.О2., ...

на русском языке: Власкина А.А., Крюков А.П.

на английском языке: Vlaskina Anna, Kryukov Alexander

WoS Researcher ID (при наличии): <https://publons.com/researcher/G-8076-2012>

Scopus AuthorID (при наличии): <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=35499690200>

ORCID (при наличии): <https://orcid.org/0000-0002-1624-6131>

SPIN-код (при наличии): 8641-2341

РИНЦ AuthorID (при наличии): ---

В состав авторов публикации входит аспирант(ы) (интерн, ординатор, адъюнкт) очной формы обучения:

нет

2.2. Название публикации

Application of convolutional neural networks for data analysis in TAIGA-HiSCORE experiment

2.3. Год публикации

2022

2.4. Ключевые слова

Convolution Neural Network, Cherenkov Array, Gamma Astronomy, Artificial Neural Network, Data Analysis

2.5. Вид публикации

статья

2.6. Выходные данные публикации (номер, том, выпуск, страницы, реквизиты документа о регистрации исключительных прав)

PoS, v.429 (2022), p.006

Дата поступления публикации в издательство (при наличии): ---

Дата принятия публикации в печать (принятия к публикации): 15.09.2022

Месяц и год публикации: 11.2022

Адрес полнотекстовой электронной версии публикации (URL) в открытом источнике (при наличии):

<https://pos.sissa.it/429/006/pdf>

2.7. DOI (при наличии)

<https://doi.org/10.22323/1.429.0006>

Accession Number WoS (при наличии): ---

Scopus EID (при наличии): ---

2.8. Еще не опубликована, но имеется подтверждение***** издательства о принятии в печать (принятия к публикации) (указывается в случае официального принятия к публикации в последующих изданиях, положительного решения о регистрации исключительных прав)

***** К указанным подтверждениям не относятся письмо издательства о принятии публикации для рассмотрения, письма рецензентов.

Для принятых к публикации материалов п. 2.7 не заполняется.

Письмо из редакции или издательства с извещением об официальном принятии рукописи к публикации: ---

2.9. Название издания (для монографий также указываются название издательства, город)

Proceedings of Science, Sissa Medialab srl

ISSN (при наличии): 1824-8039

e-ISSN (при наличии): ---

ISBN (при наличии): ---

2.10. Издание индексируется базой данных Web of Science Core Collection:

нет

Издание индексируется базой данных Scopus:

да

Издание индексируется базой данных Russian Science Citation Index:

да

Издание индексируется базой данных РИНЦ:

да

Издание индексируется иными зарубежными базами данных:

да, InSpireHEP, Astrophysics data system, CERN Document Server

2.11. Импакт-фактор издания

По JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition, для Scopus – CiteScore (при отсутствии индексирования в Web of Science Core Collection).

0.12

Издание входит в первый квартиль (Q1) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания к Q1 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):

нет

Российское издание входит во второй квартиль (Q2) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания Q2 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):

нет

2.12. Публикация аффилирована с организацией:

да

2.13. В публикации:

В качестве источника финансирования исследования указан проект Российского научного фонда (или указание РНФ противоречит политике издательства):

да

Файл с письмом издательства (или пояснениями) о том, что указание РНФ противоречит политике издательства:

Указаны иные источники финансирования (в том числе указаны несколько проектов Российского научного фонда), помимо данного проекта Российского научного фонда:

нет

2.14. Файл с текстом публикации

(для материалов в открытом доступе, можно не размещать; для монографий представляются отдельные страницы с выходными данными и информацией о поддержке РФФИ; размер до 3 Мб в формате pdf)

2

2.1. Авторы публикации

Указываются в порядке, приведенном в публикации в формате Фамилия И.О., Фамилия2 И2.О2., ...

на русском языке: Дубенская Ю.Ю., Крюков А.П., Демичев А.П., Поляков С.П., Гресь Е.О., Власкина А.А.

на английском языке: Dubenskaya Julia, Kryukov Alexander, Demichev Andrey, Polyakov Stanislav, Gres Elizaveta, Vlaskina Anna Aleksandrovna

WoS Researcher ID (при наличии): <https://publons.com/researcher/W-4960-2018>

Scopus AuthorID (при наличии): <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorid=57063526800>

ORCID (при наличии): ---

SPIN-код (при наличии): ---

РИНЦ AuthorID (при наличии): ---

В состав авторов публикации входит аспирант(ы) (интерн, ординатор, адъюнкт) очной формы обучения:

да

2.2. Название публикации

Using a Conditional Generative Adversarial Network to Control the Statistical Characteristics of Generated Images for IACT Data Analysis

2.3. Год публикации

2022

2.4. Ключевые слова

Conditional Generative Adversarial Network, Imaging Atmospheric Cherenkov Telescopes, Gamma Astronomy, Artificial Neural Network, Data Analysis

2.5. Вид публикации

статья

2.6. Выходные данные публикации (номер, том, выпуск, страницы, реквизиты документа о регистрации исключительных прав)

PoS, v.429 (2022), p.004

Дата поступления публикации в издательство (при наличии): ---

Дата принятия публикации в печать (принятия к публикации): 15.09.2022

Месяц и год публикации: 11.2022

Адрес полнотекстовой электронной версии публикации (URL) в открытом источнике (при наличии):
<https://pos.sissa.it/429/004/pdf>

2.7. DOI (при наличии)

<https://doi.org/10.22323/1.429.0004>

Accession Number WoS (при наличии): ---

Scopus EID (при наличии): ---

2.8. Еще не опубликована, но имеется подтверждение***** издательства о принятии в печать (принятия к публикации) (указывается в случае официального принятия к публикации в последующих изданиях, положительного решения о регистрации исключительных прав)

***** К указанным подтверждениям не относятся письмо издательства о принятии публикации для рассмотрения, письма рецензентов.

Для принятых к публикации материалов п. 2.7 не заполняется.

Письмо из редакции или издательства с извещением об официальном принятии рукописи к публикации: ---

2.9. Название издания (для монографий также указываются название издательства, город)

Proceedings of Science, Sissa Medialab srl

ISSN (при наличии): 1824-8039

e-ISSN (при наличии): ---

ISBN (при наличии): ---

2.10. Издание индексируется базой данных Web of Science Core Collection:

нет

Издание индексируется базой данных Scopus:

да

Издание индексируется базой данных Russian Science Citation Index:

да

Издание индексируется базой данных РИНЦ:

да

Издание индексируется иными зарубежными базами данных:

да, InSpireHEP, Astrophysics data system, CERN Document Server

2.11. Импакт-фактор издания

По JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition, для Scopus – CiteScore (при отсутствии индексирования в Web of Science Core Collection).

0.12

Издание входит в первый квартиль (Q1) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания к Q1 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):

нет

Российское издание входит во второй квартиль (Q2) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания Q2 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):

нет

2.12. Публикация аффилирована с организацией:

да

2.13. В публикации:

В качестве источника финансирования исследования указан проект Российского научного фонда (или указание РНФ противоречит политике издательства):

да

Файл с письмом издательства (или пояснениями) о том, что указание РНФ противоречит политике издательства:

Указаны иные источники финансирования (в том числе указаны несколько проектов Российского научного фонда), помимо данного проекта Российского научного фонда:

нет

2.14. Файл с текстом публикации

(для материалов в открытом доступе, можно не размещать; для монографий представляются отдельные страницы с выходными данными и информацией о поддержке РНФ; размер до 3 Мб в формате pdf)

2.1. Авторы публикации

Указываются в порядке, приведенном в публикации в формате Фамилия И.О., Фамилия2 И2.О2., ...

на русском языке: Гресь Е.О., Крюков А.П.

на английском языке: Gres Elizaveta, Kryukov Alexander

WoS Researcher ID (при наличии): <https://publons.com/researcher/G-8076-2012>

Scopus AuthorID (при наличии): <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=35499690200>

ORCID (при наличии): <https://orcid.org/0000-0002-1624-6131>

SPIN-код (при наличии): 8641-2341

РИНЦ AuthorID (при наличии): ---

В состав авторов публикации входит аспирант(ы) (интерн, ординатор, адъюнкт) очной формы обучения:
да

2.2. Название публикации

Energy Reconstruction in Analysis of Cherenkov Telescopes Images in TAIGA Experiment Using Deep Learning Methods

2.3. Год публикации

2022

2.4. Ключевые слова

Convolution Neural Network, Imaging Atmospheric Cherenkov Telescopes, Gamma Astronomy, Artificial Neural Network, Data Analysis

2.5. Вид публикации

статья

2.6. Выходные данные публикации (номер, том, выпуск, страницы, реквизиты документа о регистрации исключительных прав)

PoS, v.429 (2022), p.002

Дата поступления публикации в издательство (при наличии): ---

Дата принятия публикации в печать (принятия к публикации): 15.09.2022

Месяц и год публикации: 11.2022

Адрес полнотекстовой электронной версии публикации (URL) в открытом источнике (при наличии):
<https://pos.sissa.it/429/002/pdf>

2.7. DOI (при наличии)

<https://doi.org/10.22323/1.429.0002>

Accession Number WoS (при наличии): ---

Scopus EID (при наличии): ---

2.8. Еще не опубликована, но имеется подтверждение***** издательства о принятии в печать (принятия к публикации) (указывается в случае официального принятия к публикации в последующих изданиях, положительного решения о регистрации исключительных прав)

***** К указанным подтверждениям не относятся письма издательства о принятии публикации для рассмотрения, письма рецензентов.

Для принятых к публикации материалов п. 2.7 не заполняется.

Письмо из редакции или издательства с извещением об официальном принятии рукописи к публикации: ---

2.9. Название издания (для монографий также указываются название издательства, город)

Proceedings of Science, Sissa Medialab srl

ISSN (при наличии): 1824-8039

e-ISSN (при наличии): ---

ISBN (при наличии): ---

2.10. Издание индексируется базой данных Web of Science Core Collection:

нет

Издание индексируется базой данных Scopus:

да

Издание индексируется базой данных Russian Science Citation Index:

да

Издание индексируется базой данных РИНЦ:

да

Издание индексируется иными зарубежными базами данных:

да, InSpireHEP, Astrophysics data system, CERN Document Server

2.11. Импакт-фактор издания

По JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition, для Scopus – CiteScore (при отсутствии индексирования в Web of Science Core Collection).

0.12

Издание входит в первый квартиль (Q1) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания к Q1 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):

нет

Российское издание входит во второй квартиль (Q2) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания Q2 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):

2.12. Публикация аффилирована с организацией:

да

2.13. В публикации:

В качестве источника финансирования исследования указан проект Российского научного фонда (или указание РНФ противоречит политике издательства):

да

Файл с письмом издательства (или пояснениями) о том, что указание РНФ противоречит политике издательства:

Указаны иные источники финансирования (в том числе указаны несколько проектов Российского научного фонда), помимо данного проекта Российского научного фонда:

нет

2.14. Файл с текстом публикации

(для материалов в открытом доступе, можно не размещать; для монографий представляются отдельные страницы с выходными данными и информацией о поддержке РНФ; размер до 3 Мб в формате pdf)

2.1. Авторы публикации

Указываются в порядке, приведенном в публикации в формате Фамилия И.О., Фамилия2 И2.О2., ...

на русском языке: Поляков С.П., Крюков А.П., Демичев А.П., Дубенская Ю.Ю., Гресь Е.О., Власкина А.А.

на английском языке: Polyakov Stanislav, Kryukov Alexander, Demichev Andrey, Dubenskaya Julia, Gres Elizaveta, Vlaskina Anna

WoS Researcher ID (при наличии): <https://publons.com/researcher/G-8076-2012>

Scopus AuthorID (при наличии): <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorid=35499690200>

ORCID (при наличии): <https://orcid.org/0000-0002-1624-6131>

SPIN-код (при наличии): 8641-2341

РИНЦ AuthorID (при наличии): ---

В состав авторов публикации входит аспирант(ы) (интерн, ординатор, адъюнкт) очной формы обучения:
да

2.2. Название публикации

Using conditional variational autoencoders to generate images from atmospheric Cherenkov telescopes

2.3. Год публикации

2022

2.4. Ключевые слова

Conditional Variation Autoencoder, Imaging Atmospheric Cherenkov Telescopes, Gamma Astronomy, Artificial Neural Network, Data Analysis

2.5. Вид публикации

статья

2.6. Выходные данные публикации (номер, том, выпуск, страницы, реквизиты документа о регистрации исключительных прав)

PoS, v.429 (2022), p.003

Дата поступления публикации в издательство (при наличии): ---

Дата принятия публикации в печать (принятия к публикации): 15.09.2022

Месяц и год публикации: 11.2022

Адрес полнотекстовой электронной версии публикации (URL) в открытом источнике (при наличии):

<https://pos.sissa.it/429/003/pdf>

2.7. DOI (при наличии)

<https://doi.org/10.22323/1.429.0003>

Accession Number WoS (при наличии): ---

Scopus EID (при наличии): ---

2.8. Еще не опубликована, но имеется подтверждение*** издательства о принятии в печать (принятия к публикации) (указывается в случае официального принятия к публикации в последующих изданиях, положительного решения о регистрации исключительных прав)**

***** К указанным подтверждениям не относятся письмо издательства о принятии публикации для рассмотрения, письма рецензентов.

Для принятых к публикации материалов п. 2.7 не заполняется.

Письмо из редакции или издательства с извещением об официальном принятии рукописи к публикации: ---

2.9. Название издания (для монографий также указываются название издательства, город)

Proceedings of Science, Sissa Medialab srl

ISSN (при наличии): 1824-8039

e-ISSN (при наличии): ---

ISBN (при наличии): ---

2.10. Издание индексируется базой данных Web of Science Core Collection:

нет

Издание индексируется базой данных Scopus:

да

Издание индексируется базой данных Russian Science Citation Index:

да

Издание индексируется базой данных РИНЦ:

да

Издание индексируется иными зарубежными базами данных:
да, InSpireHEP, Astrophysics data system, CERN Document Server

2.11. Импакт-фактор издания

По JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition, для Scopus – CiteScore (при отсутствии индексирования в Web of Science Core Collection).
0.12

Издание входит в первый квартиль (Q1) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания к Q1 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):
нет

Российское издание входит во второй квартиль (Q2) по импакт-фактору JCR Science Edition или JCR Social Sciences Edition по SJR (принадлежность издания Q2 в Scopus определяется по базе данных <http://www.scimagojr.com/>):

2.12. Публикация аффилирована с организацией:

да

2.13. В публикации:

В качестве источника финансирования исследования указан проект Российского научного фонда (или указание РНФ противоречит политике издательства):

да

Файл с письмом издательства (или пояснениями) о том, что указание РНФ противоречит политике издательства:

Указаны иные источники финансирования (в том числе указаны несколько проектов Российского научного фонда), помимо данного проекта Российского научного фонда:

нет

2.14. Файл с текстом публикации

(для материалов в открытом доступе, можно не размещать; для монографий представляются отдельные страницы с выходными данными и информацией о поддержке РНФ; размер до 3 Мб в формате pdf)

Подпись руководителя проекта _____/А.П. Крюков/

План работы на 2023 год и ожидаемые результаты по проекту
№ 22-21-00442

«Моделирование выборок случайных событий с учетом априорной информации
в астрофизических экспериментах методами машинного обучения»

(представляется для проектов, работа над которыми в соответствии с исходной заявкой на участие в конкурсе должна быть продолжена в следующем году)

**3.1. План работы на 2023 год (в том числе указываются запланированные командировки по проекту),
от 1 до 5 стр.**

В 2023 году на втором (заключительном) этапе будет осуществлена программная реализация разработанных подходов, методов и алгоритмов, а также проведено всестороннему исследованию качества разработанных генераторов на основе нейросетевых моделей и их сравнение с Монте-Карло генераторами на основе программы CORSIKA, которая является стандартом де-факто для физики космических лучей. Основное внимание будет уделено качеству моделирования не только параметров отдельных параметров, характеризующих физику модельных событий, но и воспроизводство статистических характеристик модельных выборок в целом. В частности, особое внимание будет уделено воспроизводу спектра гамма-квантов по энергиям, который является основным физическим параметром в гамма-астрономии.

На основании результатов по проверки эффективности предложенных генеративных нейросетевых моделей, полученных в ходе проведения вычислительных экспериментов, будет проведена донастройка моделей с целью улучшения параметров моделей. Предполагается на разработанные генеративные нейросетевые модели получить свидетельства о государственной регистрации программ в Федеральном институте промышленной собственности.

Будут выполнены следующие работы.

1. Разработка и реализация программ на основе разработанных на первом этапе методов и алгоритмов для целей учета априорных знаний при генерации событий нейросетями, включая:

- методы и алгоритмы учета детерминистских ограничений;
- методы и алгоритмы учета статистических ограничений;

Основным методом учета таких ограничений является использование условных нейросетевых моделей (conditional generative neural network), а также нейросетевых моделей с ограничениями (constrained generative neural network).

2. Проведение вычислительных экспериментов с целью исследования разработанных генераторов событий для гамма-астрономии. В том числе:

- проверка соответствия критериям их эффективного функционирования, выработанным на первом этапе;
- сравнительный анализ МС генераторов и генераторов основанных на машинном обучении;

Основными критериями, которые будут использованы для оценки качества построенных генеративных моделей будут время генерации событий, а также качество воспроизведения энергетического спектра событий.

3. Оптимизация программной реализации генераторов, основанных на машинном обучении по результатам экспериментальных исследований;

4. Анализ, полученных результатов, в том числе:

- а) обобщение результатов исследований;
- б) сопоставление анализа научно-информационных источников и результатов теоретических и экспериментальных исследований;
- в) оценка эффективности полученных результатов в сравнении с современным научно-техническим уровнем.

5. Подготовка докладов на международных и всероссийских конференциях, публикация результатов исследований в журналах, входящих в список RSCI.

6. Подготовка подготовка итогового отчета.

3.2. Ожидаемые в конце 2023 года конкретные научные результаты (форма изложения должна дать возможность провести экспертизу результатов и оценить степень выполнения заявленного в проекте плана работы), от 1 до 5 стр.

1. Программная реализация методов и алгоритмов генерации событий нейросетями с учетом априорных детерминистских и статистических ограничений.

Будут реализованы две базовые генеративные нейросетевые модели: одна на основе генеративно-состязательных сетей, а другая с использованием вариационного автоэнкодера. Каждая сеть будет выполнена в варианте условных (conditional) сети и сети с ограничениями (constrained). Использование условных сетей и сетей с ограничениями позволит учесть как детерминистские ограничения на модельные события, так и статистические свойства выборок событий в целом. В частности, воспроизвести энергетические спектры космических гамма-квантов от галактических и внегалактических источников.

2. Аналитический отчет о проведенных экспериментальных исследованиях генераторов, основанных на методах машинного обучения:

- соответствие критериям их эффективного функционирования, выработанным на первом этапе. Эффективность будет оцениваться как близость физических параметров модельных событий, извлекаемых при помощи третьих программ, к аналогичным параметрам Монте-Карло событий.
- сравнительный анализ Монте-Карло генераторов и генераторов основанных на машинном обучении. В качестве основного критерия при сравнении с традиционными Монте-Карло генераторами предполагается использовать среднеквадратичное отклонение на выборках.

3. Оптимизированная программная реализация генераторов, основанных на машинном обучении по результатам экспериментальных исследований.

На основе проведенных всесторонних вычислительных экспериментов будет окончательно выбран тип сети, ее архитектура и проведена оптимизация других параметров.

4. Выводы о качестве и эффективности работы генераторов событий.

Качество работы реализованных нейросетевых моделей будет оцениваться на основе критериев, отобранных в ходе выполнения первого этапа исследований. В качестве референтной точки предложенные нейросетевые модели будут сравниваться с программами на основе Монте-Карло генератора CORSIKA.

5. Публикации статей, отражающих результаты работы по проекту в журналах, входящих в список RSCI.

Дополнительно, результаты работы будут доложены на международных и всероссийских конференциях по машинному обучению, космическим лучам.

6. Итоговый отчет по проекту.

Итоговый отчет будет обобщать результаты работы за два года выполнения гранта и включать в себя следующие основные пункты:

- Особенности реализации предложенных генеративных нейросетевых моделей.
- Методы формирования обучающих и тестовых выборок, алгоритм обучения моделей и контроль его качества.
- Анализ качества полученных модельных выборок и их сравнение с аналогичными, полученными с помощью Монте-Карло генератора CORSIKA.
- Предложения по использованию генеративных нейросетевых моделей в реальной практике экспериментальных исследований.

В ходе выполнения проекта члены коллектива примут участие в российских и международных конференциях и совещаниях с целью представления и обсуждения полученных результатов.

3.3. Файл с дополнительной информацией (при необходимости)

С графиками, фотографиями, рисунками и иной информацией о содержании проекта. В формате pdf, размером до 3 Мб.

Подпись руководителя проекта _____ /А.П. Крюков/