

MACHINE LEARNING IN FUNDAMENTAL PHYSICS

Deep learning methods for gamma event selection in TAIGA-IACT image analysis in stereo-mode

E.O. Gres,^{1,2,*} A.P. Kryukov,² P.A. Volchugov,² A.P. Demichev,² J.J. Dubenskaya,²
D.P. Zhurov,^{1,2} S.P. Polyakov,² E.B. Postnikov,² and A.J. Razumov²

¹*Irkutsk State University, Institute of Applied*

Physics, Irkutsk, 664003, blv. Gagarina, 20, Russia

²*Lomonosov Moscow State University, Skobeltsyn Institute of
Nuclear Physics, Moscow, 119991 Leninskie gory, 1, bld. 2, Russia*

(Received xx.xx.2026; Revised xx.xx.2026; Accepted xx.xx.2026)

Abstract

In astrophysical complex TAIGA there are five Imaging Atmospheric Cherenkov telescopes (IACTs), located at a distance of 300-500 m from each other, due to which extensive air showers (EAS) generated by cosmic and gamma radiation are recorded with multiple telescopes (stere-mode). The analysis of EAS images from two or more Cherenkov telescopes together is of particular interest, since for this approach the reconstruction of physical parameters of the primary gamma ray is much more accurate than in mono-observations. However, the gamma-ray event reconstruction strongly depends on the quality of the hadron background suppression of the classifier, therefore, the gamma event selection stage is one of the important one in the further analysis of IACT data. We propose and study several neural network methods for gamma event selection in joint TAIGA-IACT image analysis. Neural network methods we suggested involves a single-stage analysis of IACT images from two telescopes, while the second method considers the formation of autoencoder-derived essential features that contain the EAS physical parameters, including the type of primary particle.

PACS numbers: (???) 07.05.Mh, 29.40.Ka, 95.55.Ka, 95.85.Pw, 98.70.Rz

Keywords: IACT, stereo-mode, gamma/hadron selection, convolutional neural network methods

1. INTRODUCTION

Исследование источников гамма излучения высокой и очень высокой энергии представляет огромный интерес астрофизики и гамма-астрономии. Благодаря отсутствию заряда гамма-квантов, источник гамма-излучения определяется на небесной сфере однозначно, что в совокупности с другими методами мультиканальной астрономии позволяет получить наиболее полную картину какого-либо астрофизического объекта. В области очень высоких энергий регистрация гамма-квантов возможна только с поверхности Земли, а именно путем регистрации широких атмосферных ливней. Широкий атмосферный ливень - это каскад вторичных частиц, которые возникают при взаимодействии первичной частицы с атомом атмосферы. Первичной частицей может выступать как и ядра атомов, так и гамма-кванты. В зависимости от типа первичной частицы, развитие ШАЛ отличается составом и формой, и на этом знании развиваются новые методики для различных установок на Земле, чтобы как можно качественнее отделить поток гамма-квантов от

* E-mail: greseo@mail.ru

фонового космического излучения. Данная работа направлена на разработку и адаптацию нейросетевыми методами в задаче гамма/адронного разделения на основе данных, получаемых атмосферными черенковскими телескопами установки TAIGA. В данном направлении исследования известно, что такие установки...

2. TAIGA-IACT

На территории астрофизического комплекса TAIGA находятся несколько типов детекторов, которые регистрируют черенковское излучение атмосферных ливней. Одним из детекторов данного комплекса в задаче выделения гамма-излучения являются телескопы TAIGA-I-
ACT. (Их техническое описание) Особенностью различных установок IACT (MAGIC, HESS, CTA, др.), в том числе TAIGA-IACT, состоит в том, что телескопы находятся недалеко друг от друга. В результате чего световой конус черенковского света может задеть два и более телескопа. Метод анализа нескольких изображений с разных точек называется стереоскопическим режимом наблюдений (или стерео-режимом). Минимальная энергия ШАЛ, необходимая для регистрации ШАЛ несколькими телескопами, немного выше, по сравнению со стереоскопическими режимами. Так, TAIGA-IACT в моно-режиме регистрирует события с энергией порядка 5 ТэВ и более, в то время как стерео-режим - с энергией более 10 ТэВ.

На данный момент в классическом подходе TAIGA-IACT обработка изображений ШАЛ в стерео-режиме основывается на методе параметров Хилласа. В частности, каждое изображение параметризуется эллипсом, базирующейся на методе главных компонент, аппроксимируется положение источника с использованием Монте-Карло моделирования. Накладывая и оптимизируя каты на форму, положение и поворот эллипса (с учётом нескольких телескопов), выделяются гамма-подобных события.

Поскольку классический метод использует только обобщение параметры, которые рассчитываются как центральные моменты изображений, в данной работе исследуется возможность применения нейросетевых методов в обработке изображений ШАЛ.

3. NEURAL NETWORK TECHNIQUES PROPOSED FOR TAIGA-IACT STEREO-MODE

В качестве первоначальных данных для нейросетевых методов было рассмотрено несколько вариантов (Fig. 1).

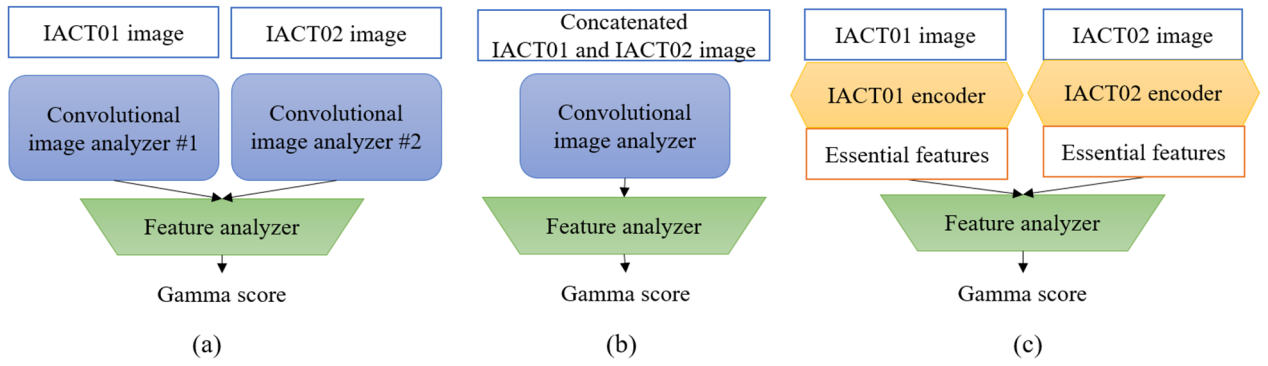


Figure 1. Schematic demonstration for multiple neural network classifier for TAIGA-IACTs images: medium image fusion approach (a), early image fusion approach (b) and analysis of autoencoder-derived essential features (c).

Первый вариант подразумевает анализ каждого изображения телескопа отдельно. Данный метод называется промежуточным слиянием, так как в этом случае некоторые признаки, извлеченные конволютивными блоками в процессе обучения нейросети, конкатенируются для дальнейшего анализа. Во втором случае предлагается объединить изображения перед подачей в нейросетевую модель, состоящей из конволютивного и полносвязного анализатора (раннее слияние). В третьем случае мы рассматриваем возможность формирования существенных признаков изображений, не ограниченных геометрическими или статистическими соображениями, как параметры Хилласа. Для этого метода способом выделения существенных признаков является автоэнкодер (АЕ), предварительно обученный для каждого телескопа отдельно. Было показано, что в задаче регрессии энергии гамма-квантов обработка существенных признаков показала качество восстановления не хуже, чем стандартные CNN модели, обрабатывающие изображения напрямую.

Для чистоты эксперимента во всех рассмотренных случаях форма конволютивных блоков совпадала. Архитектура сверточного блока представлена на Fig. 2, где размерность последнего слоя была примерно одинаковой с размерностью автоэнкодера. В предыдущей работе по исследованию компрессии данных с помощью автоэнкодеров было выяснено, что качество сжатия оптимально при размерности скрытого пространства 12-18. В данной работе мы взяли размерность, равную 18. Таким образом, в методе раннего слияния размерность выходного слоя равнялась 36, в остальных случаях - 18. Различие в трех методах затрагивало структуру анализатора признаков. В случае промежуточного и раннего слияния, признаки после сверточного блока подавались на один скрытый полносвязный слой с 2048 нейронами. При анализе существенных признаков АЕ

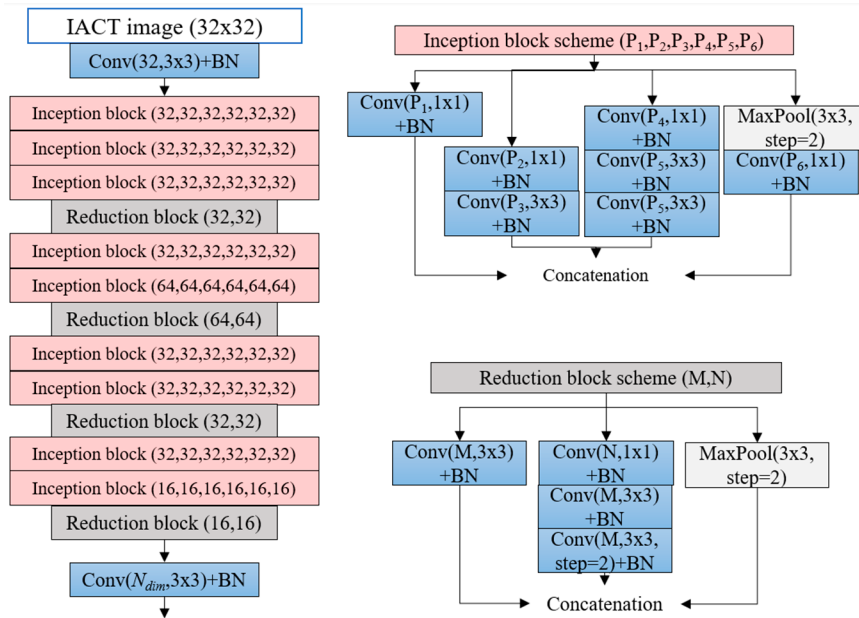


Figure 2. Architecture of convolutional analyzers of medium, early fusion approaches and in AE encoder.

применялись более сложная структура, состоящая последовательно из одного полносвязного слоя 2048 нейронов, преобразованием в карты признаков размеров (8,8,32), 3 сверточных слоев с числом фильтров 128, 256 и 512, где размер фильтра равен (2,2) и шаг равен 2. Затем следовал полносвязный скрытый слой 512 нейронов. Данная структура по сравнению с простыми полносвязными слоями показала наилучший результат в задаче регрессии и классификации из скрытого пространства автоэнкодеров. Усложнение блоков анализатора признаков в раннем и промежуточном слиянии мы посчитали нецелесообразно, т.к. нейросетевые модели извлекают признаки, уже нацеленные на задачу классификации, в отличие от ситуации с АЕ. Таким образом, число весовых коэффициентов у классификатора в методе промежуточного слияния было равно примерно 2 миллиона, в раннем слиянии - 1.1 million, в методе существенных признаков - 2.5 миллиона (суммарно с энкодером). Функция активации между слоями - сигмоидная линейная функция. Рассматривалось две функции ошибки у классификаторов: бинарная кроссэнтропия и фокальная ошибка. Функция ошибки автоэнкодеров являлась среднеквадратичная ошибка.

3.1. Training set

Описание выборки классификаторов - монтекарло. Прописываем, что класс 1 - это гамма, 0 - протоны. Указываем, что в методе существенных признаков обучение происходило двухступенчато: сначала обучались автоэнкодеры 100 эпох на выборке протонов 500 тыс.

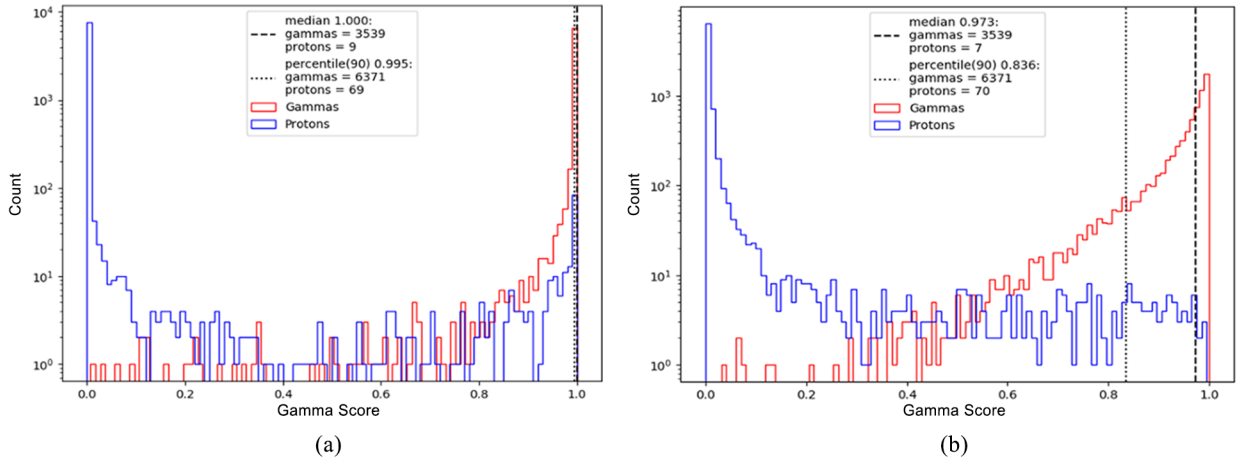


Figure 3. Validation results for model of early fusion approach, using binary crossentropy loss function (a) and focal loss function (b).

Затем, без тренировки энкодера, обучался блок анализатора признаков. Также коротко о предподготовке данных

3.2. Validation set

Описание выборки классификаторов. На данной выборке определялся порог разделения классов и исследовалось поведение распределения в зависимости от функции ошибки. Остановились на формальной ошибке. Значение аугос во всех случаях.

4. GAMMA/HADRON SUPPRESSION IN CASE OF STRONG CLASS IMBALANCE

Описание выборки классификаторов, почему мы решили рассмотреть тестовую выборку. Значение аугос во всех случаях Q-фактор(?). Также для сравнения приведен нейросетевой метод анализа изображений в моно-режиме. Было показано, что получаются результаты ..., поэтому для моно-режима требуется вводить дополнительный отбор данных, который позволяет достичь требуемого подавления. Результаты таблицы. Выводы.

5. CONCLUSION

In the task gamma/hadron selection in TAIGA-IACT stereo-mode multiple deep learning methods was proposed and studied in the gamma/hadron classification task: medium fusion (separate IACTs images analysis in CNN before concatenation), early fusion (concatenated

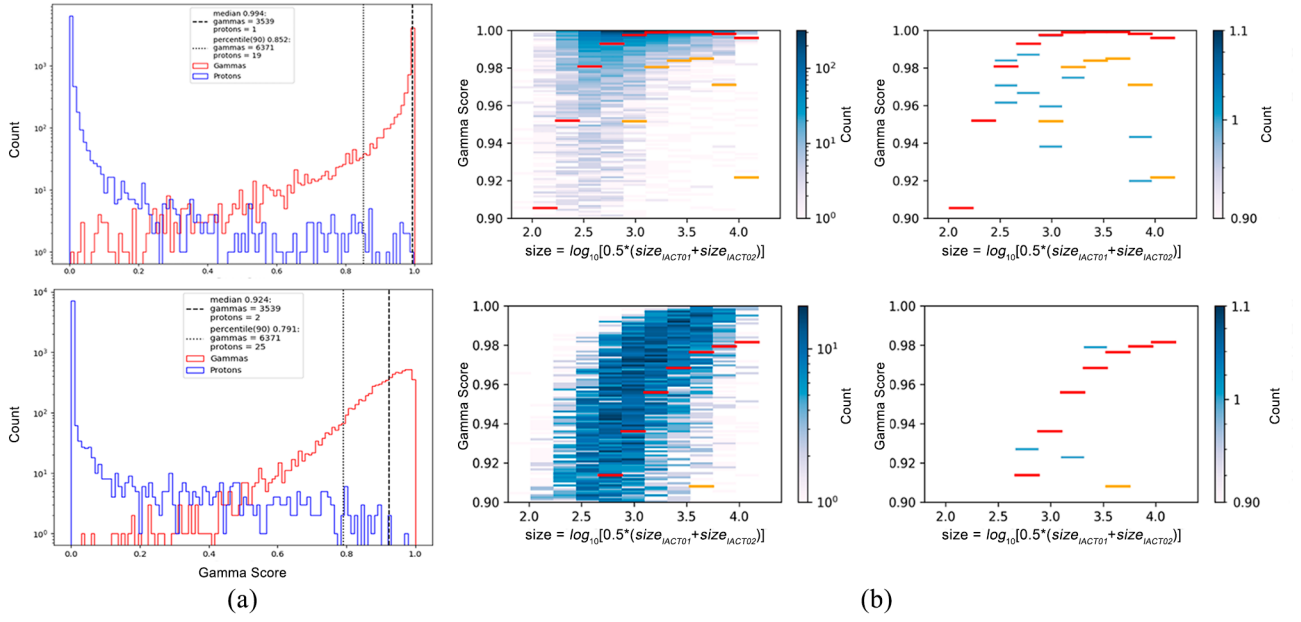


Figure 4. Validation classification results for medium fusion approach (top row) and essential feature analysis (bottom row). (a) Validation results with size-independent classification threshold. (b) Dependence gamma score on image brightness (size). Red - 50% classification threshold, orange - 90% threshold of remaining gamma.

IACTs images are fed to CNN) and autoencoder-derived essential feature analysis. Three neural method was constructed and trained. Tests results demonstrated that for strongly imbalanced classes early fusion is the most promising method. Analysis of essential feature method hadn't met the expectations. With size-independent class threshold classification quality significantly improves in comparison to size-dependent class threshold because a lot of dim EAS images hadn't passed the selection. Also it was demonstrated, that the processing of stereo-mode data doesn't require additional cuts or preselection criteria unlike neural methods for mono-mode IACT data.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors would like to express their gratitude to the staff of TAIGA collaboration for their support and recommendations during this work.

FUNDING

This work was supported by the Russian Science Foundation (grant no. 24-11-00136, <https://rscf.ru/project/24-11-00136/>), using equipment provided under the Lomonosov Moscow State University Development Program and data from the unique TAIGA scientific facility.

CONFLICT OF INTEREST

The authors of this work declare that they have no conflicts of interest.

- [1] A. Gatti, E. Brambilla, M. Bache, and L. A. Lugiato, in *Quantum Imaging*, Ed. by M. I. Kolobov (Springer, New York, 2007), p. 79. https://doi.org/10.1007/0-387-33988-4_5
- [2] O. V. Bogdankevich and F. A. Nikolaev, *Bremsstrahlung Beam (Features of the Technique of Physical Research on Electron Accelerators)* (Atomizdat, Moscow, 1964). (In Russian).
- [3] L. Z. Dzhilavyan, "Photonuclear research in the field of giant resonances in forward and backward reaction", Doctoral Dissertation in Physics and Mathematics (Inst. for Nuclear Research, Russ. Acad. Sci., 2017).
- [4] T. Baghdasaryan, K. Vanmol, H. Thienpont, F. Berghmans, T. Geernaert, and J. Van Erps, J. Phys.: Photonics **3**, 045001 (2021). <https://doi.org/10.1088/2515-7647/ac1b7d>