

А. С. Бессонов, О. В. Журенков

**Классификация ядер ПКИ по параметрам пространственно-временного распределения черенковского света ШАЛ с использованием нейронных сетей класса многослойного перцептрона**

Проведён анализ возможности классификации первичных ядер КЛ по 12-ти параметрам пространственно-временного распределения черенковского света ШАЛ. Для этого, в отличие от обычных методик, основанных на методе наименьших квадратов, использовалась классификация методом многослойного перцептрона — нейронными сетями прямого распространения. Данный подход позволил провести хорошую классификацию для пятикомпонентной модели ПКИ. В частности, даже для ядер Не вероятность правильной классификации составила больше 50%, а для ядер Fe вероятность правильной классификации вблизи оси ливня составила  $\gtrsim 90\%$ .

## 1. Введение

Одной из актуальных задач астрофизики сверхвысокой энергий является определение химического состава первичного космического излучения (ПКИ). Для этой цели используются экспериментальные установки наземного базирования. Такие установки, как правило, включают в себя атмосферные черенковские телескопы, регистрирующие черенковское излучение широкого атмосферного ливня (ШАЛ), образованного первичной частицей, вошедшей в атмосферу Земли. Перед экспериментаторами стоит задача определить параметры первичной частицы (тип, энергия, направление прихода и др.) по зарегистрированной информации. Для этого можно использовать пространственное (см., например [1]), временное (см., например [2, 3]), двумерное (угловое) (см., например [4]) распределение черенковского света, глубину максимума ливня  $X_{max}$  (см., например [5-8]).

Для решения поставленной нами задачи будем использовать параметры нормированного временного распределения [9, 10]. На рис. 1 показаны основные параметры, описывающие временной импульс:  $\tau_d$  — время задержки,  $\tau_{max}$  — время прихода максимального количества фотонов,  $\tau_{10}$  — время прихода 10% фотонов,  $\tau_{50}$  — время прихода 50% фотонов,  $\tau_{90}$  — время прихода 90% фотонов,  $\tau_{1/2}$  — время, соответствующее полуширине импульса,  $\tau_r$  — время нарастания фронта,  $\tau_f$  — время спада фронта,  $\tau_{90r}$  — время прихода 90% фотонов после максимума (во время спада импульса),  $\tau_{50r}$  — время прихода 50% фотонов после максимума,  $\tau_{10r}$  — время прихода 10% фотонов после максимума,  $\tau_{width}$  — ширина импульса.

Для разных типов первичных ядер значения

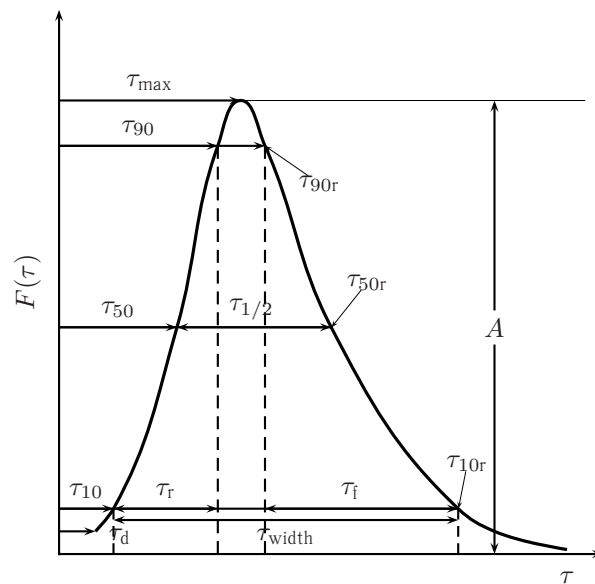


Рис. 1. Параметры нормированного временного распределения черенковских фотонов ШАЛ

этих параметров различны. Ранее (в [9, 10]) было показано, что эти отличия можно использовать для режекции (или подавления) одного из типов ядер, однако, из-за больших среднеквадратичных отклонений параметров, классификация на основе критерия  $\chi^2$  представляется затруднительной.

Для распознавания первичных ядер ШАЛ обычно используют эвристические методы, в основе которых лежит метод наименьших квадратов. Но из-за больших флуктуаций временного распределения черенковского света все эти методы малоэффективны. В таких ситуациях хорошо работают алгоритмы, основанные на методах селекции, эволюции, нейронных сетей.

Таблица 1

## Результаты тестирования обученных нейронных сетей

Расстояния до оси, м	$P_p$ , %	$P_{He}$ , %	$P_O$ , %	$P_{Si}$ , %	$P_{Fe}$ , %
0	55,5	53	44,1	55,4	92,6
25	51,1	48,4	42,8	60,9	92,8
50	44,1	46,9	44,6	59,6	93,3
75	48,4	48,4	50,7	63,4	92,3
100	46,1	49,5	48,9	57,1	88,5
125	43,3	45,3	43,8	45,6	84,9
150	32,9	39,6	39,3	42	74,4
175	33,3	38,4	33,3	36,5	62,3
200	31,1	36,1	34	34,2	58,5
225	39,4	32,6	33,3	31	46,4
250	43	34,1	31,9	32,3	39,3

## 2. Классификация ядер

Для реализации поставленной задачи мы остановились на одном из методов нейронных сетей. Главное отличие и преимущество нейросетей перед классическими средствами прогнозирования и классификации заключается в их способности к самообучению, самоорганизации, самоадаптации с целью улучшения качества функционирования. Известно, что многослойная нейросеть прямого распространения очень хорошо справляется с задачами классификации, более того, многослойный перцептрон с сигмоидными решающими функциями способен аппроксимировать любую функциональную зависимость. Однако, априорно не известно ни нужное число слоев, ни нужное количество нейронов в каждом слое.

Для выполнения работы использовался менеджер обучаемых искусственных нейронных сетей NeuroPro 0.25.

Сначала мы выбрали следующую модель многослойного перцептрона: во входном слое — 12 нейронов (по числу параметров), в выходном — 5 (по числу типов первичных ядер) и 3 скрытых слоя по 100 нейронов. Веса бинаризованных сигналов могут принимать значения  $\pm 1$ .

Для обучения нейросети был подготовлен файл, содержащий записи для всех типов ядер по 200 событий, каждая запись состоит из 12 пространственно-временных параметров, описанных выше, и целого числа ( $1 \div 5$ ), соответствующего типу частицы. Пространственно-временные распределения черенковского света были получены путем моделирования ШАЛ программно-вычислительным комплексом «Алтай» [11]. Были смоделированы вертикальные ШАЛ для первичных протонов и ядер He, O, Si, Fe в диапазоне энергий  $1 \div 5$  ТэВ. Энергии брались фиксирован-

ные, с таким расчётом, чтобы количество фотоэлектронов для одного события было в среднем одинаково. Время отсчитывалось с момента прихода ультрарелятивистских электронов на уровень наблюдения. Для каждого типа ядра было смоделировано 1000 событий. Подробнее о моделировании данных см. [9, 10].

Количество обученных нейронных сетей 11: для каждой нейронной сети пространственно-временные параметры брались с учетом расстояния от оси ливня. Первая нейронная сеть — соответствующая точке пересечения оси ливня с плоскостью наблюдения, вторая — для расстояния 25 м от оси ливня, третья — для расстояния 50 м от оси ливня и т. д. (расстояние от оси ливня для каждой последующей сети увеличивается на 25 м).

Выбранная архитектура сети позволила обучить нейронную сеть с точностью 100% (количе-

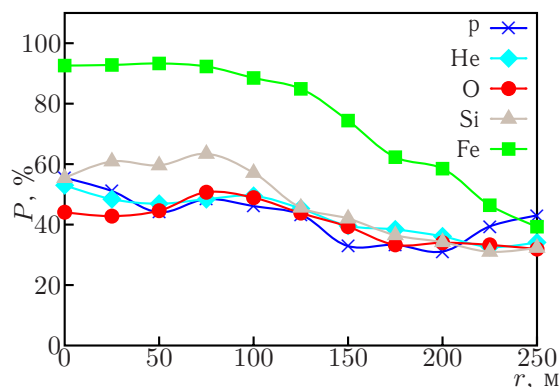


Рис. 2. Зависимости вероятностей правильной классификации ядер ПКИ от расстояния до оси ливня

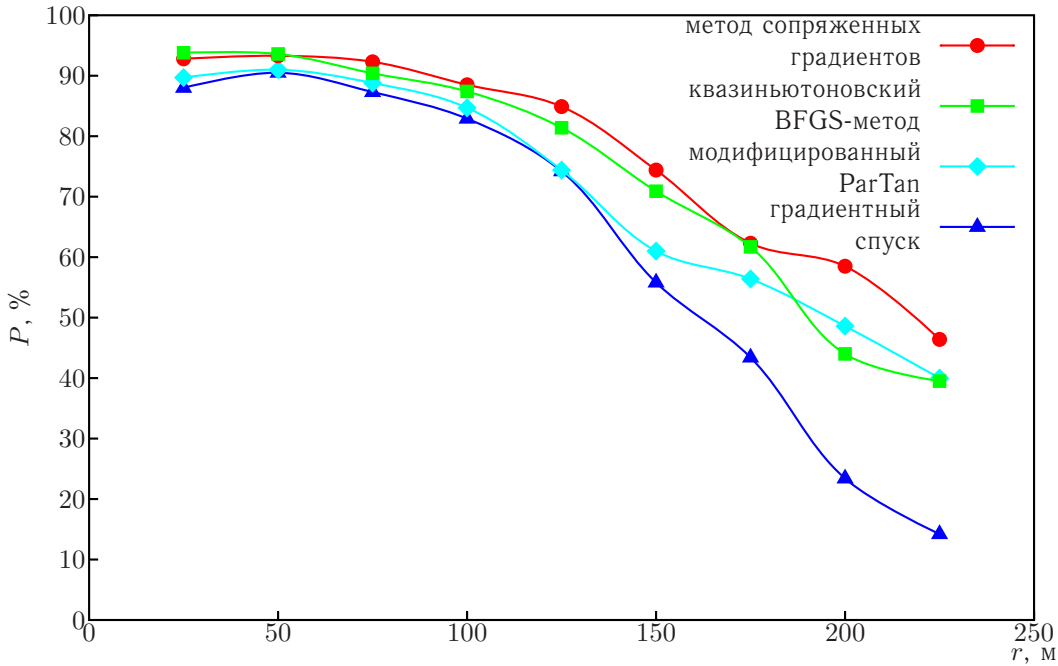


Рис. 3. Вероятность правильной классификации ядра Fe нейронными сетями, обученными разными алгоритмами оптимизации

ство правильно решенных примеров обучающей выборки 1000 из 1000). После обучения каждая сеть была протестирована. Для тестирования использовались все (1000 для каждого типа) события. Полученные результаты приведены в табл. 1 и на рис. 2.

Здесь  $P_p$  — вероятность правильной классификации первичного протона,  $P_{He}$  — вероятность правильной классификации ядра гелия,  $P_O$  — вероятность правильной классификации ядра кислорода,  $P_{Si}$  — вероятность правильной классификации ядра кремния,  $P_{Fe}$  — вероятность правильной классификации ядра железа.

Из полученных результатов видно, что при увеличении расстояния от оси ливня вероятность правильного определения первичной частицы, уменьшается. Для ядер кремния вероятность правильной классификации на расстояниях  $\leq 100$  м до оси ливня несколько выше ( $\approx 60\%$ ) чем для более легких ядер. Для ядер железа вероятность правильной классификации гораздо выше, чем для других ядер на любом расстоянии до оси ливня, а на расстояниях  $\leq 100$  м —  $P_{Fe} \approx 90\%$ .

### 3. Оптимизация нейросети

Эти результаты были получены при обучении нейронных сетей методом сопряженных градиентов. Мы изучили эффективность остальных алгоритмов обучения (градиентный спуск, модифи-

цированный ParTan, квазиньютоновский BFGS-метод). Вычисления проводились по той же схеме, но для тестирования использовали данные только для ядра железа. Результаты тестирования нейронной сети, обученной с помощью разных алгоритмов оптимизации, представлены на рис. 3.

Исходя из полученных результатов можно сказать, что наиболее оптимальным методом обучения нейронной сети является алгоритм сопряженных градиентов.

Для оптимизации архитектуры сети мы рассмотрели варианты с разным количеством скрытых слоёв. Результаты были получены тестированием нейронных сетей также для ядра железа на расстоянии 125 м от оси ливня. Обучение производилось методом сопряжённых градиентов. Результаты приведены на рис. 4.

Как видно, эффективность распознавания сети с двумя скрытыми слоями намного выше, чем с одним. При дальнейшем увеличении слоёв вероятность повышается, но не так существенно и затем уходит в насыщение. При числе скрытых слоёв равном 6 наблюдается локальный минимум, который можно объяснить «переобучением» сети. Таким образом, наиболее оптимальное количество скрытых слоёв — пять. Дальнейшее увеличение числа слоёв не приведёт к существенному улучшению качества сети, однако время на обучение сети намного возрастёт.

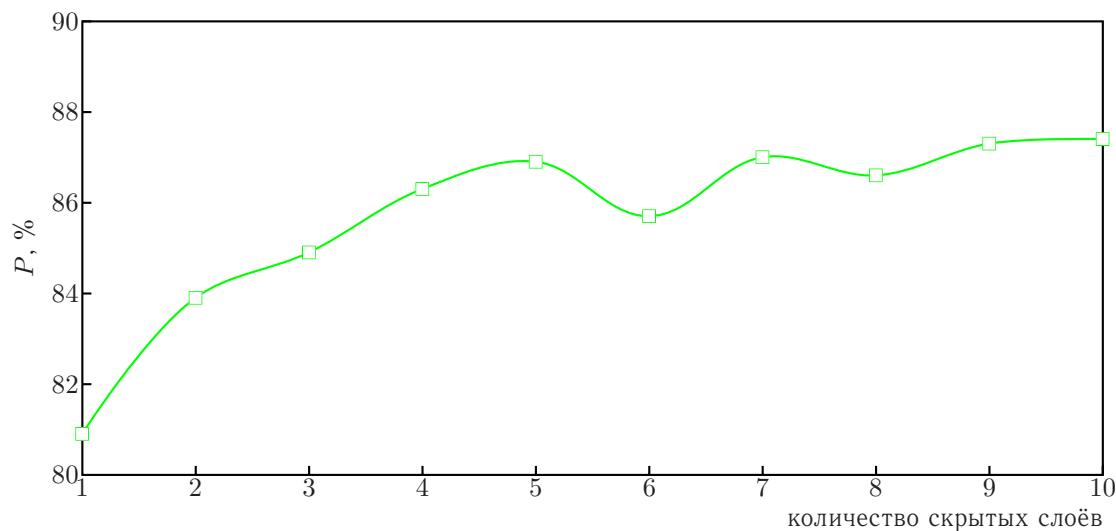


Рис. 4. Зависимость вероятности правильной классификации ядер Fe от количества скрытых слоёв в нейросети

#### 4. Заключение

Таким образом, мы показали возможность использования для классификации типа первичной частицы параметров временных импульсов черенковского света ШАЛ, инициированных разными типами ядер. В отличие от предыдущих результатов [9,10], данная методика, основанная на методе классификации нейронными сетями, позволяет проводить не только режекцию, но и классификацию типа первичного ядра с высокой эф-

фективностью.

Для сети прямого распространения была рассчитана оптимальная архитектура: 5 скрытых слоёв по 100 нейронов, веса синапсов  $\pm 1$ , оптимизация сети — методом сопряжённых градиентов.

Классификация таким перцептроном позволяет на 90% правильно идентифицировать ядра Fe на расстоянии  $\leq 100$  м, другие ядра распознаются несколько хуже.

#### Список литературы

1. Baillon P., Behr L., Danagouliau S., et al. Status Report on THEMISTOCLE Experiment // Proc. of 2-nd Int. Workshop Towards a Major Atmospheric Cherenkov Detector (Calgary, 1993) / Ed. by R. C. Lamb. — 1993. — Pp. 121–130.
2. Bhat C. L., Koul R., Tickoo A. K., et al. Salient design and instrumentation futures of TACTIC — A Generation-II — Cerenkov Imaging Telescope // Proc. of 2-nd Int. Workshop Towards a Major Atmospheric Cherenkov Detector (Calgary, 1993) / Ed. by R. C. Lamb. — 1993. — Pp. 101–114.
3. Paterson J., Edwards P., Thornton G., et al. Project CANGAROO — The Adelaide Contribution // Proc. of 2-nd Int. Workshop Towards a Major Atmospheric Cherenkov Detector (Calgary, 1993) / Ed. by R. C. Lamb. — 1993. — Pp. 44–48.
4. Aharonian F. A., Plyasheshnikov A. V., Konopelko A. K., et al. The system of imaging atmospheric Cherenkov telescopes: the new prospects for the gamma-ray astronomy. — Preprint ASU. — № 92/1. — Barnaul. — 1992. — 16 pp.
5. Fortson L. F., Fowler J. W., Ong R. A., Pryke C. L. A Detector Simulation of the BLANCA Air Cherenkov Experiment // Proc. of 26-th ICRC (Salt Lake City, 1999). — 1999. — **5**. — Pp. 332–335.
6. Wakely S.P., Border P.M., Gran R., Mualem L., Ruddick K., Vassiliev V.V. Towards a New Cosmic Ray Composition Measurement in the Knee Using a Dual Air Cherenkov Array // Proc. of 26-th ICRC (Salt Lake City, 1999). — 1999. — **3**. — Pp. 148–151.
7. Kieda D.B., Swordy S.P. The Energy Spectrum in the Knee Region from DICE // Proc. of 26-

- th ICRC (Salt Lake City, 1999). — 1999. — **3**. — Pp. 191–194.
8. *Larsen C. G., Kieda D. B., Swordy S. P.* Reanalysis of energy spectrum and composition in the DICE experiment // Proc. of 27-th ICRC (Hamburg, 2001). — 2001. — **1**. — Pp. 134–137.
  9. *Журенков О. В., Пляшешников А. В.* Применение пространственно-временного распределения черенковских фотонов ШАЛ, инициированных первичными ядрами в диапазоне энергии 1–20 ТэВ, в изучении массового состава ПКИ // *Известия АГУ, спец. выпуск «Астрофизика космических лучей сверхвысоких энергий»*. — 1998. — С. 79–92.
  10. *Журенков О. В., Пляшешников А. В.* Пространственно-временное распределение черенковских фотонов ШАЛ, инициированных первичными ядрами в диапазоне энергии 1–20 ТэВ. — Препринт АГУ. — № 2. — Барнаул. — 1999. — 36 с.
  11. *Konopelko A. K., Plyasheshnikov A. V.* AL-TAI: computational code for simulations of TeV air showers as observed with the ground based imaging atmospheric Cherenkov telescopes // *Nucl. Instr. Meth. A*. — 2000. — **450**. — Pp. 419–429.
  12. *Aglietta M., Alessandro B., Antonioli P.* Performances of the first imaging EAS-TOP Cherenkov light telescope // Proc. of 2-nd Int. Workshop Towards a Major Atmospheric Cherenkov Detector (Calgary, 1993) / Ed. by R. C. Lamb. — 1993. — Pp. 66–71.
  13. *Münz F., the CELESTE Collaboration.* Initial Blazar Studies with the CELESTE Cherenkov Telescope // Proc. of 26-th ICRC (Salt Lake City, 1999). — 1999. — **3**. — Pp. 366–369.