

О.В. Журенков

Классификация ядер ПКИ по пространственно-временному распределению черенковского света широких атмосферных ливней с использованием метода опорных векторов

В настоящее время для изучения химического состава первичных космических лучей (ПКЛ) энергии свыше 10^{12} эВ используются установки наземного базирования, которые регистрируют широкие атмосферные ливни (ШАЛ), порождаемые первичными частицами, вошедшими в атмосферу. Такие установки, как правило, включают в себя систему атмосферных черенковских телескопов (АЧТ), с помощью которой можно измерять такие характеристики черенковского света ШАЛ, как пространственное и пространственно-временное распределение. Информация, полученная на основе черенковской компоненты ШАЛ, обеспечена большой статистикой, поэтому самые эффективные методы оценки параметров ПКИ строятся на ее основе. Наиболее перспективные технологии основываются на пространственно-угловом распределении черенковского света ШАЛ (так называемом двумерном распределении), получаемом с помощью имиджинговых АЧТ, однако такие телескопы стоят намного дороже обыкновенных АЧТ. Наш подход основывается на пространственно-временном распределении и может быть реализован на многих действующих установках без дополнительных технических затрат.

Для классификации сложных многопараметрических объектов (в данном случае пространственно-временное распределение черенковского света ШАЛ таковым и является) используют алгоритмы самоорганизации, такие как адаптивные нейронные сети, эволюционные, генетические алгоритмы и т.п.

В предыдущей работе мы провели исследование возможности классификации первичных ядер, используя многопараметрический анализ пространственно-временного распределения черенковского света ШАЛ [1, 2]. Для этого мы применяли параметры временного импульса, взятого на разном удалении от оси ливня, т.е. не полное пространственно-временное распределение, а лишь его параметрическое описание.

В наших расчетах использовались данные о времени регистрации черенковских фотоэлектронов, полученные в результате моделирования ШАЛ программой «ALTAI». Эта программа

предназначена для детального моделирования методом Монте-Карло черенковского света ШАЛ, инициированного первичной частицей сверхвысокой энергии. Она хорошо зарекомендовала себя в течение многих лет эксплуатации, в том числе в международном проекте HEGRA. Подробное описание алгоритмов вычислительной программы можно найти в [3].

Для моделирования эксперимента была выбрана геометрия установки в виде квадратной решетки (5×5 телескопов) с шагом 50 м. Схема размещения телескопов представлена на рисунке 1. Положение оси ливня разыгрывалось в центральном квадрате размером 150×150 м.

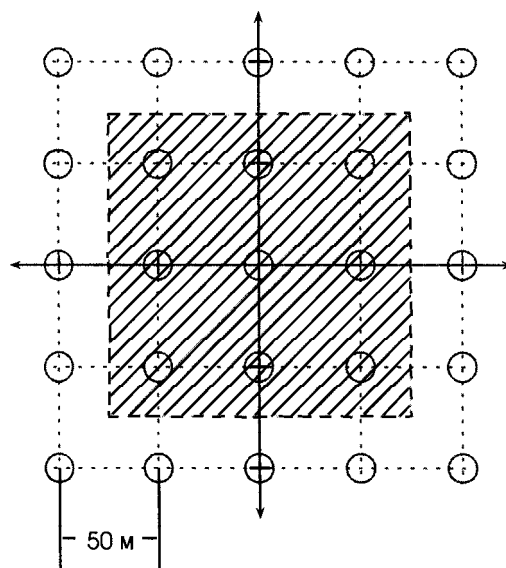


Рис. 1. Геометрия установки

Параметры всех телескопов одинаковы: радиус зеркала – 1 м, фокусное расстояние $f = 1,5$ м, угол зрения телескопа $\alpha = 10^\circ$. Порог срабатывания (условие запуска телескопа) – $I_{\text{порог}} = 150$ ф.э., установка запускается при условии одновременного срабатывания 16 телескопов. Нами моделировались только вертикальные ливни, уровень наблюдения был выбран 800 г/см^2 , что соответствует 2200 м над уровнем моря (примерный уровень установки AIROBICC [4]). Следует отметить, что именно такой установки в действительности

не существует, однако имеются установки с близкими техническими характеристиками и регулярным расположением телескопов, такие как AIROBICC [4], TUNKA-13 [5, 6], Parchmari [7].

Мы использовали три группы первичных ядер: Н, О и Fe. Для каждого типа первичного ядра было смоделировано по шесть основных банков событий*, соответствующих различным диапазонам энергии (см. табл. 1). Число событий в каждом банке уменьшается с 1500 (для 1-го банка) до 100 (для 6-го банка), при этом размер каждого файла (или, что то же самое, количество фотоэлектронов от всех событий в банке) примерно одинаков. Хотя в нашем подходе использовалось упрощенное, ступенчатое представление энергетического спектра (внутри каждого диапазона события распределены равномерно), с ростом энергии размер диапазона увеличивается, а число событий уменьшается, таким образом, с ростом энергии среднее число частиц на 1 ТэВ уменьшается, что отражает качественную картину энергетического спектра ПКИ в этом диапазоне.

Таблица 1
Структура энергетических диапазонов (банков данных) для разных первичных ядер

Первичное ядро	E, ТэВ					
	1	2	3	4	5	6
p	10÷15	15÷20	20÷30	30÷50	50÷70	70÷100
O	15÷20	20÷30	30÷50	50÷70	70÷100	100÷150
Fe	20÷30	30÷50	50÷70	70÷100	100÷150	150÷200

Соответствие банков разных первичных частиц выбиралось из условия близости среднего значения полного вклада черенковского света в показания детекторов (аналогичный подход используется на Тянь-шаньской установке [8]):

$$\bar{I} = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} \bar{I}_n, \quad \bar{I}_n = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I_k, \quad (1)$$

где N_i – число зарегистрированных событий в i -м банке, а для каждого (n -го) события \bar{I}_n – средний вклад в детектор, здесь K – количество запустившихся детекторов.

Для запуска детектора число фотоэлектронов должно превысить выбранный нами порог 150 ф.э. и выполниться условие запуска установки (так называемый триггер) – число одновременно сработавших детекторов должно быть не меньше $N_{\text{trig}} = 16$. Число N_{trig} было выбрано как максимальное число телескопов, образующих квадрат и почти не снижающих число прошедших отбор событий. По такому принципу проводилась оценка энергии неизвестного первичного ядра.

В нашем модельном эксперименте дополнительные ошибки вносятся не только неточностью определения энергии, но и за счет погрешности оценки положения оси ШАЛ. Для определения координат (x, y) оси ливня (в плоскости установки) используется простой метод (подробно он описан в [9]): выбираются 9 телескопов с наибольшими амплитудами, тогда x и y вычисляются как

$$x = \frac{\sum_{i=1}^9 x_i I_i}{\sum_{i=1}^9 I_i}, \quad y = \frac{\sum_{i=1}^9 y_i I_i}{\sum_{i=1}^9 I_i}, \quad (2)$$

где x_i, y_i – координаты i -го телескопа, а вес I_i равен полному числу фотоэлектронов в i -м телескопе.

Пространственно-временное распределение было восстановлено с шагом по времени $\Delta t = 0,25$ нс и шагом по расстоянию от оси ливня (прицельным параметром) $\Delta r = 25$ м. Таким образом, были получены пространственно-временные распределения черенковского света ШАЛ, для примера, на рисунке 2 приведены распределения черенковских фотонов ШАЛ одиночных событий.

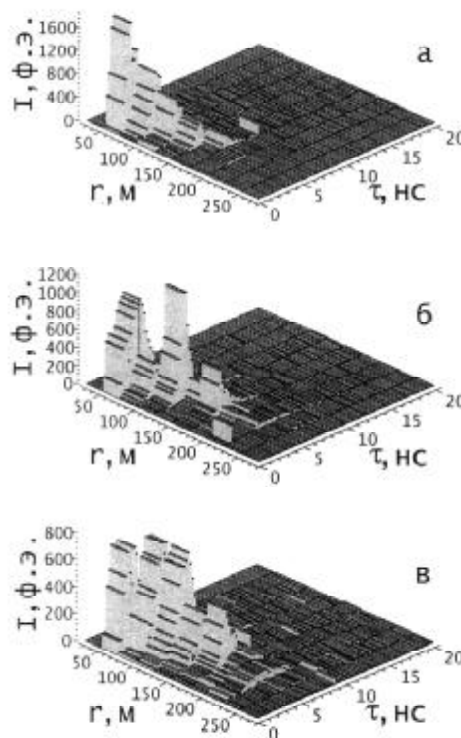


Рис. 2. Пространственно-временные распределения черенковского света ШАЛ инициированных первичными ядрами Н: а – E = 20÷30 ТэВ; б – E = 30÷50 ТэВ и Fe; в – E = 50÷70 ТэВ

* Данные, по которым в дальнейшем будет проводится идентификация первичных ядер.

В нашем описании пространственно-временное распределение представляет собой массив размером 11×400. Для классификации первичных ядер по такому распределению был использован метод опорных векторов или SVM (Support Vector Machine), реализованный в свободно распространяемой программе Торстена Джоакимса (Thorsten Joachims) SVM-lite [10].

SVM представляет собой алгоритм обучения «с учителем» задаче распознавания объектов двух классов (подробнее см., например: [11] или [12, с. 22–38]). Этот метод хорошо работает с данными больших объемов, представленными в упакованной форме (в виде векторов большого размера без нулевых элементов). Классифицирующая функция представляется в виде линейной комбинации скалярных произведений тестового вектора с опорными векторами из тренировочного набора. Таким образом, можно использовать линейный классификатор для корректной работы с нелинейно разделяемыми классами без существенного усложнения вычислений.

Для обучения применялись пространственно-временные распределения, построенные по достоверно известным значениям энергии и прицельному параметру (расстоянию от оси ливня). Для тестирования использовались те же банки событий, однако прицельный параметр и энергия получены на основе восстановленного пространственно-временного распределения. Таким образом, на основе одних и тех же смоделированных данных были получены разные наборы данных – для обучения и тестирования.

Для решения многоклассовой задачи классификации методом SVM можно использовать разные стандартные подходы. Предварительно мы опробовали способы «каждый против всех» (такой подход применялся нами в работе [2]), «каждый против каждого» и «турнир на выбывание». Наилучший результат показал последний способ, к тому же он является наиболее быстрым [12].

Для классификации способом «турнир на выбывание» было создано три модели: «ядра Н против ядер О», «ядра Н против ядер Fe», «ядра Fe против ядер О». Для каждого события *двумерное* пространственно-временное распределение преобразовывалось в *одномерное*: строился вектор в виде набора пар – $N : I(\tau, r)$, где N – порядковый номер ячейки в одномерном представлении пространственно-временного распределения; $I(\tau, r)$ – количество фотоэлектронов, соответствующих этой ячейке.

Такие пары записывались только для ненулевых значений $I(\tau, r)$. Первым элементом вектора записывалась ‘1’ – для событий Z_1 и ‘-1’ – для событий Z_2 . Таким образом, было получено

по три модели для каждого из шести энергетических банков (см. табл. 1).

Количество опорных векторов, определяющих классифицирующую функцию, зависит не только от размера обучающей выборки, но и от класса первичных ядер, «составляющих» модель (см. рис. 3 а–в). Так как больше всего отличаются ядра Н и Fe, то для модели Н–Fe требуется меньше опорных векторов: ~100÷600 при изменении размера обучающей выборки от ~170 до 3000 (см. рис. 3б). Наиболее похожими ядрами являются О и Fe, поэтому для модели Fe–О требуется больше опорных векторов: ~160÷1850 при таких же размерах обучающей выборки (см. рис. 3в).

В результате работы классификатора каждому вектору (событию) было сопоставлено число – значение классифицирующей функции. Если это число положительное, то событие относилось к классу Z_1 , а если отрицательное, то – к классу Z_2 , причем, чем больше абсолютное значение этого числа, тем больше уверенности в правильности решения. Таким образом, после проведения «турнира» каждое событие было отнесено к одному из трех классов.

Для каждого типа ядра Z мы считали вероятность правильного определения P_z и эффективность классификации

$$k_0 = \frac{P_0}{1 - P_0}.$$

Полученные результаты классификации представлены на рисунках 3г–е и в таблице 2.

Таблица 2

Эффективность классификации первичных ядер

Э	Энергетические диапазоны					
	1	2	3	4	5	6
P	2.8	2.8	3.0	3.3	0.5	0.7
O	2.1	3.3	1.4	0.9	0.2	1.3
Fe	18.3	3.6	7.6	5.1	65.5	4.4

Как и следовало ожидать, наибольшее число ошибок приходится на ядра О. Такой результат не противоречит теории и хорошо согласуется с известными экспериментальными данными и результатами моделирования, использующими трехкомпонентную модель ПКИ (см., например: [13, 14]).

Низкая эффективность для ядер Н (в 5 и 6 энергетическом диапазоне) и О (в 4 и 5 энергетическом диапазоне), видимо, связана с недостаточным размером (≤ 400) обучающих выборок (рис. 3–а, в, д). В работе [2] размер обучающих выборок был взят 900. Следует отметить, что в данной работе, в отличие от [2], моделирование выполнялось в условиях, приближенных к реаль-

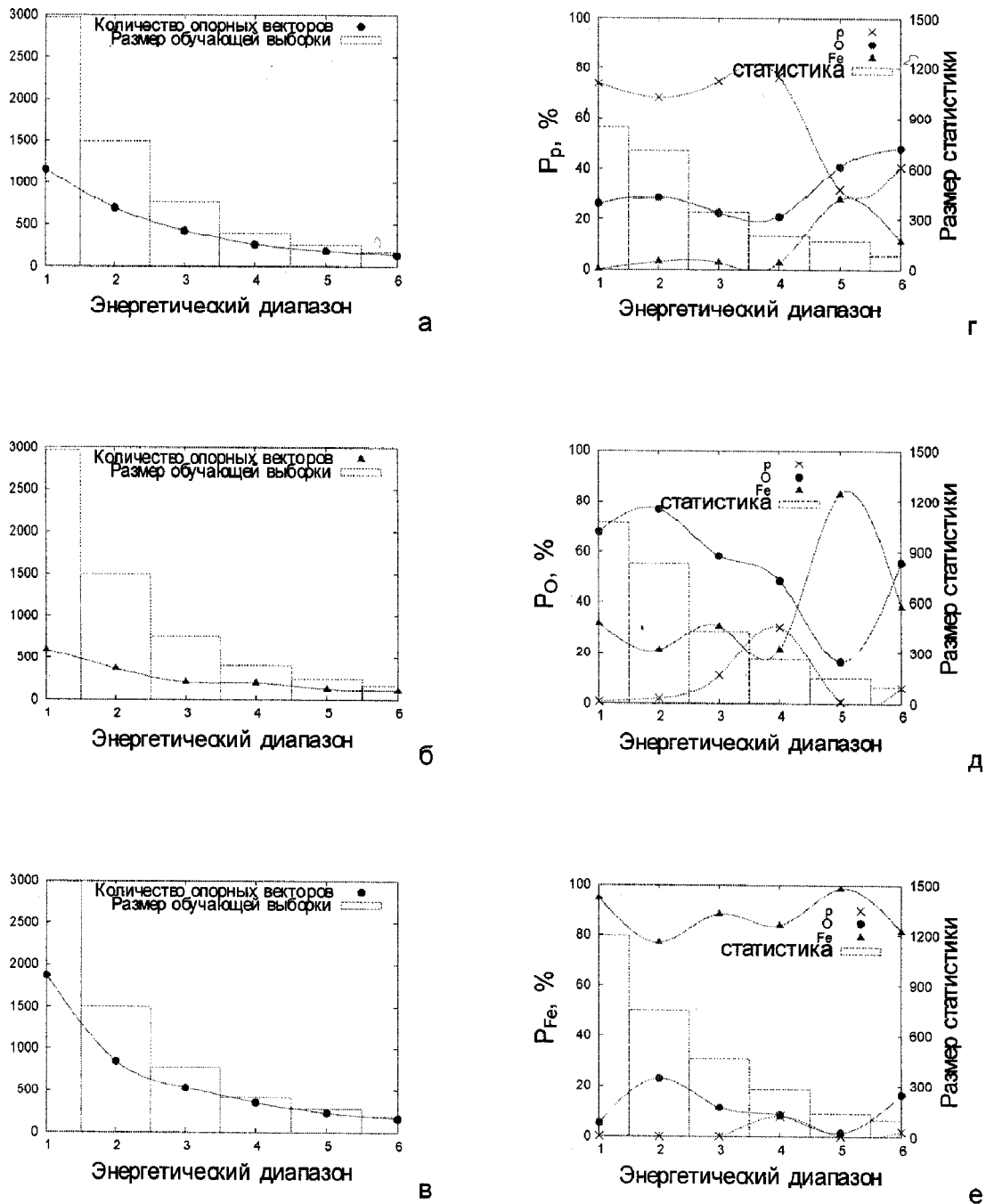


Рис. 3. Зависимость числа опорных векторов от размера обучающей выборки для моделей: а – Н–О; б – Н–Fe; в – Fe–О и результат классификации ядер z – Н; д – О; е – Fe

ным, – энергия и положения оси при моделировании ШАЛ варьировались, а затем восстанавливались по функции пространственно-временного распределения черенковского света ШАЛ.

Несмотря на близкие свойства ядер, данная методика (в условиях надежной статистики) все же позволяет с высокой вероятностью распознать ядра Fe ($K_{Fe} \approx 5 \div 65$) и с хорошей вероятнос-

тью распознать ядра Н ($K_H \approx 2,8 \div 3,3$) и ядра О ($K_O \approx 1,4 \div 3,3$).

Данный подход работает гораздо эффективней использованного нами метода комплексирования аналогов в работе [15], особенно для ядер О и Fe. Однако следует отметить, что метод комплексирования аналогов может эффективно работать с меньшим набором обучающих данных.

Литература

1. Бессонов А.С. Классификация ядер ПКИ по параметрам пространственно-временного распределения черенковского света ШАЛ с использованием нейронных сетей класса многослойного перцептрона / А.С. Бессонов, О.В. Журенков // Известия АГУ. 2004. №1.
2. Журенков О.В. Использование пространственно-временного распределения черенковского света ШАЛ для классификации ядер ПКИ / С.Е. Татаринцев, О.В. Журенков // Известия АГУ. 2004. №1.
3. Konopelko A.K. ALTAI: computational code for simulations of TeV air showers as observed with the ground based imaging atmospheric Cherenkov telescopes / A.K. Konopelko, A.V. Plyasheshnikov // J. Phys. G: Nucl. Part. Phys. 2000. Vol. 26.
4. The wide angle air Cherenkov detector AIROBICC at La Palma / V. Fonseca, F. Arqueros, S. Bradbury et al. // Proc. of 24-th ICRC. Roma, 1995. Vol. 1.
5. TUNKA-13 EAS Cherenkov light array. <http://www.tunka.bhg.ru>.
6. Tunka EAS Cherenkov array – status 2001 / N. Budnev, D. Chernov, V. Galkin et al. // Proc. of 27-th ICRC. 2001. Vol. 1.
7. Very High Energy Gamma Ray Astronomy. <http://www.tifr.res.in/sns.html>.
8. Yakovlev V.I., Zhukov V.V. Energy dependence of EAS parameters / V.I. Yakovlev, V.V. Zhukov // Proc. of 27-th ICRC. 2001. Vol. 1.
9. Журенков О.В. К вопросу определения положения оси широкого атмосферного ливня в экспериментах, оснащенных системой атмосферных черенковских телескопов // Известия АГУ. 2001. №1.
10. SVM-Light Support Vector Machine. <http://svmlight.joachims.org>.
11. Cortes C. Support-vector networks / C. Cortes, V. Vapnik // Machine Learning. 1995. Vol. 20, № 3. citeseer.ist.psu.edu/cortes95supportvector.html.
12. Мерков А.Б. Основные методы, применяемые для распознавания рукописного текста. <http://www.recognition.mccme.ru/pub/RecognitionLab.html/methods.html>.
13. Alessandro B., for THE EAS-TOP COLLABORATION. Study of the composition around the knee through the electromagnetic and muon detectors data at EAS-top // Proc. of 27-th ICRC. 2001. Vol. 1.
14. Nonparametric determination of energy spectra and mass composition of primary cosmic rays for slant depth / M. Roth, T. Antoni, W.D. Apel et al. // Proc. of 27-th ICRC. 2001. Vol. 1.
15. Yushkov A.V. Using of the analog complexing of parameters of space-temporal distribution of the eas cherenkov light for the analysis of the mass composition of cosmic rays / A.V. Yushkov, O.V. Zhurenkov // Proc. of 29-th ICRC, HE Abstracts. Puna, 2005.