

基于羊八井 ARGO 实验的原初 γ 射线成分分辨^{*}

马丽娜¹⁾ 冯存峰 张瑶 张学尧

(山东大学物理与微电子学院 济南 250100)

摘要 利用蒙特卡罗(Monte Carlo)模拟产生的数据研究了由 ARGO 探测阵列所观测的,由能量为 100GeV—10TeV,天顶角为 0°—45°的原初 γ 射线和强子(质子和原子核)所引起的簇射的横向分布结构,得到了平均横向分布宽度、最小树长度等可以描述两种簇射空间分布差异的特征量.研究了用这些特征量作为输入单元的人工神经网络分析方法进行原初 γ 和强子分辨的能力,结果表明,利用该方法可有效地区分 γ 和强子簇射.

关键词 ARGO 实验 人工神经网络 γ 射线分辨 簇射横向分布 最小树长度

1 引言

宇宙线的起源问题是宇宙线物理和高能天体物理的基本问题.通过测量来自于确定天体方向的宇宙线的特征可为该问题的解决提供实验上的依据.带电粒子或原子核在传输过程中会由于空间磁场的影响而发生偏转,而 γ 光子的方向不受空间磁场的影响,能直接给出产生源的相关信息,因此 γ 射线在宇宙线研究中具有非常重要的地位.但是 γ 射线的流强在宇宙线总流强中所占的比例很小(在能量 $> 1\text{TeV}$ 能区 γ 光子的比例小于 1%),并且 TeV 能级的 γ 射线在空间中传播时,其流强会由于受到红外背景的吸收而衰减.因此,如何有效地排除宇宙线中的强子成分,降低本底,提高 γ 射线观测的信噪比,是宇宙线实验研究中的重要课题.

中意合作西藏羊八井 ARGO 实验^[1]的主要物理目标是通过寻找 TeV 能区 γ 射线源和 γ 暴进行 γ 天文学的研究.该实验的探测器是由阻性板探测器 RPC(Resistive Plate Chamber)组成的“地毯式”阵列,其中每个 RPC 被分为 10 个探测单元,每个探测单元称为一个 PAD,每个 PAD 有 8 个信号读出条,可以给出被测量粒子的到达时间和空间分布等信息.

利用这些信息可得到广延大气簇射(EAS)的横向发展状况,进而得到原初入射粒子的相关信息.该实验的突出特点是覆盖率高(达 90% 以上),阈能低($\sim 100\text{GeV}$),观测能区宽(100GeV—100TeV),且观测站的海拔高度(大气深度 $606\text{g}/\text{cm}^2$,海拔高度 4300m)正好处于 EAS 的簇射发展极大处,所以该实验可以对来自大范围的天体的宇宙线粒子进行低阈能、高触发率、高精度的探测.由于阵列的高覆盖率,可以对簇射中所产生的次级粒子的到达时间和横向分布进行较为细致的测量,这些信息可用于研究由不同的原初粒子所产生的簇射的差异,从而使对原初粒子的分辨成为可能.

本文的主要目的是探讨如何利用 ARGO 探测器阵列所测得的 EAS 粒子在观测面上的时空分布信息来分辨原初 γ 和强子,为此,用 Monte Carlo 模拟程序产生了一批由 γ 、质子和原子核引起的 EAS 事例,并模拟了 EAS 粒子在 ARGO 探测器中的传输过程及探测器的响应.利用这些模拟数据对 EAS 粒子在观测面处的空间分布结构进行了分析,得到了几个可用于区分 γ 射线和原初强子簇射的特征量,将这些特征量作为人工神经网络分析的输入,试图获得一个能够用于 ARGO 实验的区分原初宇宙线粒子的方法.

2004-09-08 收稿

^{*} 国家自然科学基金(10475051, 10120130794)和山东省自然科学基金(Y2002A07)资助

1) E-mail: mln@hepg.sdu.edu.cn

2 Monte Carlo 模拟数据样本

本工作使用 CORSIKA(6.0 版)^[2] 程序进行广延大气簇射的模拟. 对于强子簇射过程的模拟, 在高能时采用了 QGSJET 强相互作用模型, 在低能时采用 GHEISHA 模型. 入射的原初粒子包括 γ 、质子以及氦核(He), 碳氮氧核(CNO), 氢核(H), 甚重核(VH), 铁核(Fe)等原子核, 能量范围为 100GeV—10TeV, 原初粒子的能谱由下式给出:

$$N(E)dE = N_0 E^{-\alpha} dE, \quad (1)$$

对于 γ 光子, α 取为 2.7, 对于质子和原子核, 能谱参数采用了文献[3]给出的数值. 入射粒子的天顶角为 $0^\circ \leq \theta \leq 45^\circ$, 观测面高度取为羊八井高度(4300m). 在模拟中, 对各种粒子在大气中的传输过程都进行了详细的跟踪, 其中电磁粒子的最小截断能量为 1MeV, 其他强子的最小截断能量为 300MeV. 为避免事例向低能端集中, 在模拟中采用了 3 个能量段: 100—200GeV, 200GeV—1TeV, 1—10TeV, 每个能量段的事例数占总事例数的比例按上述能谱公式计算. 模拟产生的 γ 簇射的数目为 4.24×10^6 个, 强子(质子和原子核)簇射的数目为 8.83×10^6 个.

广延大气簇射过程所产生的次级粒子在 ARGO 探测器中的传输过程是由基于 Geant3.21^[4] 的探测器模拟程序进行模拟的, 该程序对 ARGO 探测器的几何结构和材料进行了详细的描述, 并包括了对探测器的响应、电子学信号的读出以及阵列的触发判选过程的模拟. 在本工作中, 只模拟了簇射芯位位于探测器阵列中心的事例, 因此阵列可以记录广延大气簇射所产生的绝大部分次级粒子的信息. 在模拟中, 假定每个 RPC 探测器的探测效率为 95%. 对噪声信号也进行了模拟并加到了事例中. 将 CORSIKA 产生的 EAS 事例通过探测器模拟以及触发判选之后得到了 373748 个 γ 事例和 188645 个强子事例.

3 簇射横向分布的结构特征

在过去的很多工作都表明, 由 γ 射线和强子引起的簇射由于相互作用机制的不同, 导致其次级粒子的横向分布有所不同^[5]. 由于强子簇射存在强相互作用, 有多个发展中心, 并且存在大角度散射, 而 γ 射线是纯电磁级联簇射, 因此强子的 EAS 粒子的空间分布应该与 γ 的相应分布存在一定的差异. 这

种差异可以用一些适当的特征量来描述.

ARGO 阵列除可以记录 EAS 粒子到达观测面时的时间信息外, 还可以较为详细地记录 EAS 粒子的位置信息, 由此可以得到一个 EAS 的簇射前沿的空间结构. 这为分析由 γ 和强子引起的 EAS 簇射前沿的空间结构的差异提供了可能. 通过对上述 Monte Carlo 数据样本的细致分析, 得到了如下几个可表征 γ 和强子簇射差异的特征量.

3.1 次级粒子的横向分布的涨落

ARGO 探测器阵列给出了 EAS 粒子在观测平面处的二维分布, 该分布在 x, y 方向的投影分布的涨落可用下面的两个量来表示:

$$\text{RMS}_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i x_i^2}{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i} - \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i x_i}{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i} \right)^2}, \quad (2)$$

$$\text{RMS}_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i y_i^2}{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i} - \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i y_i}{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i} \right)^2}, \quad (3)$$

其中 N_{hit} 是一个簇射在时间窗口(400ns)内观测到的所有的被击中 PAD 的数目; (x_i, y_i) 是第 i 个被击中的 PAD 在探测器平面上的坐标; n_i 是第 i 个 PAD 上被击中的读出条数. 图 1 给出了由强子和 γ 引起的簇射的 RMS_x 和 RMS_y 的分布, 图中 θ 为簇射天顶角的值. 由图可见, 在 N_{hit} 数在相同范围的情况下, 强子簇射的涨落的分布比 γ 簇射的相应分布宽, 体现了这两种不同类型的 EAS 粒子横向分布的差异.

3.2 平均横向分布宽度 $\langle R \rangle$

在文献[6]中给出了单个簇射的平均横向分布宽度 $\langle R \rangle$ 的定义, 并讨论了由 γ 和质子引起的 EAS 的 $\langle R \rangle$ 的差异. 在文献[6]中, $\langle R \rangle$ 是相对于模拟时输入的簇射芯位计算的. 由于在实验中簇射芯位必须由数据确定, 因此本工作将 $\langle R \rangle$ 的定义修改为

$$\langle R \rangle = \frac{1}{N_{\text{hit}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} \sqrt{(x_i - x_{\text{core}})^2 + (y_i - y_{\text{core}})^2}, \quad (4)$$

其中, N_{hit} 为观测到的所有的被击中的 PAD 的数目; (x_i, y_i) 是第 i 个被击中的 PAD 在探测器平面上的坐标; $(x_{\text{core}}, y_{\text{core}})$ 是用重心法估计的簇射芯位坐标:

$$x_{\text{core}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i x_i}{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i}, \quad y_{\text{core}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i y_i}{\sum_{i=1}^{N_{\text{hit}}} n_i}, \quad (5)$$

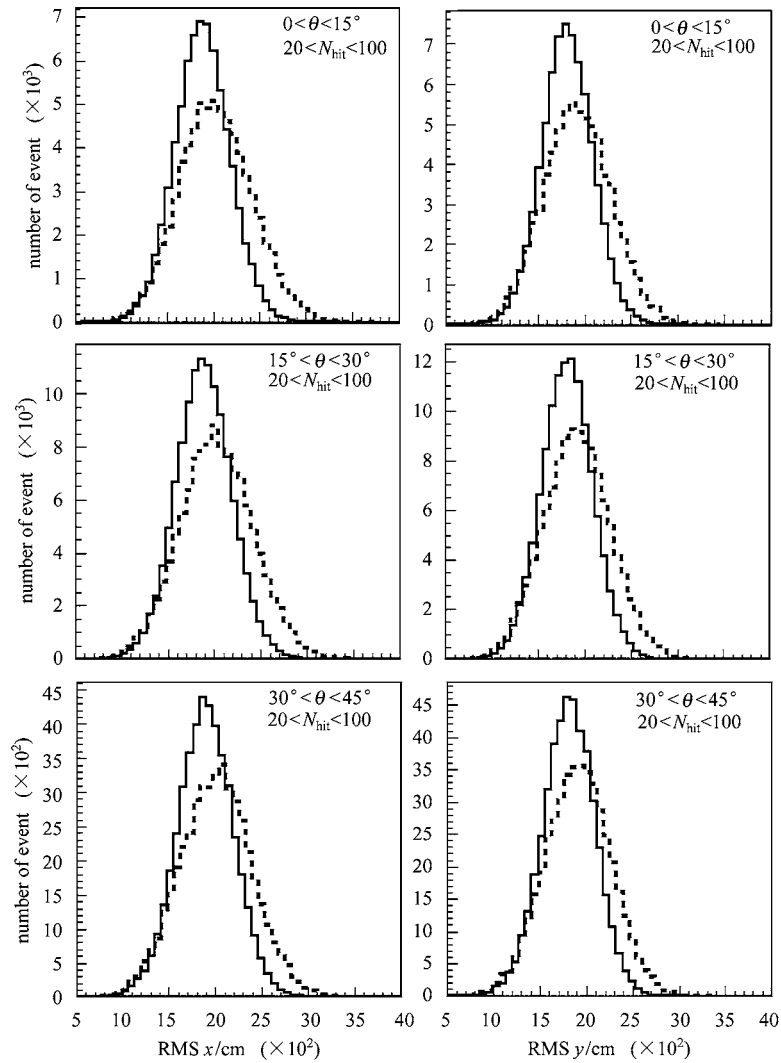


图 1 由强子和 γ 引起的 EAS 粒子横向分布的涨落值的分布
实线为 γ 事例,虚线为强子事例.

其中, n_i 是第 i 个 PAD 上被击中的读出条数目. 由强子和 γ 引起的 EAS 的平均横向分布 $\langle R \rangle$ 如图 2 所示, 其中 θ 为簇射天顶角的值. 由图可见, 强子簇

射的 $\langle R \rangle$ 大于 γ 簇射的 $\langle R \rangle$, 其分布可以体现两种簇射次级粒子的横向分布的差异.

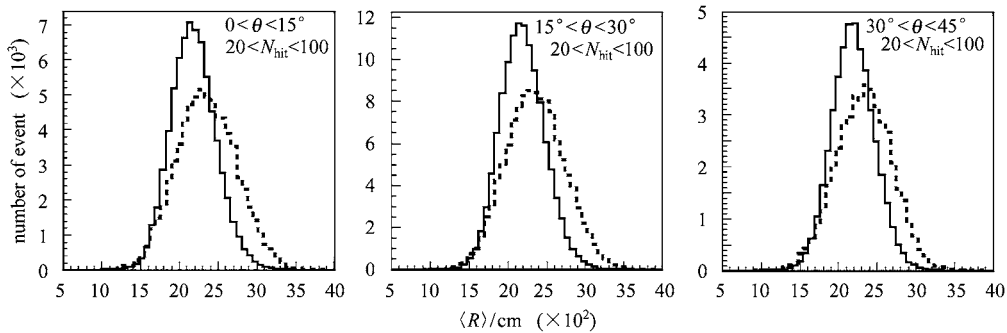


图 2 由强子和 γ 引起的 EAS 粒子的 $\langle R \rangle$ 分布
实线为 γ 事例,虚线为强子事例.

3.3 平均最小树长度

独立的没有联系的击中点的分布可以看作一个树形结构, 所以一个 EAS 粒子树结构有一个最小的树长度. 由 ARGO 探测器可以记录到的 EAS 粒子击中的 PAD 的信息, 设第 i 个被击中的 PAD 的坐标为 (x_i, y_i) , 其权重因子 n_i 表示击中这个 PAD 的次级粒子数, 即击中的读出条的数目. 选取其中一个 PAD (x_j, y_j) 为参照点, 其权重因子为 n_j , 将其余所有的被击中的 PAD 点与其连接, 便组成了一个 j -tree. 因此定义 j -tree 的平均树长度 $\langle l_j \rangle$ 如下:

$$\langle l_j \rangle = \frac{1}{N_s - n_j} \sum_{i=1}^{N_{hit}} n_i \times \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, \quad (6)$$

其中, N_{hit} 是观测到的所有被击中的 PAD 的数目, N_s 是观测到的所有被击中的读出条的数目. 将每个被击中的 PAD 都作为参照点, 可以得到该 EAS 的最小平均树长度 $\langle l_m \rangle$.

由强子和 γ 引起的 EAS 的最小平均树长度 $\langle l_m \rangle$ 分布如图 3 所示, 其中 θ 为簇射天顶角的值. 由图可见, 强子引起的 EAS 的 $\langle l_m \rangle$ 分布比 γ 的相应分布宽.

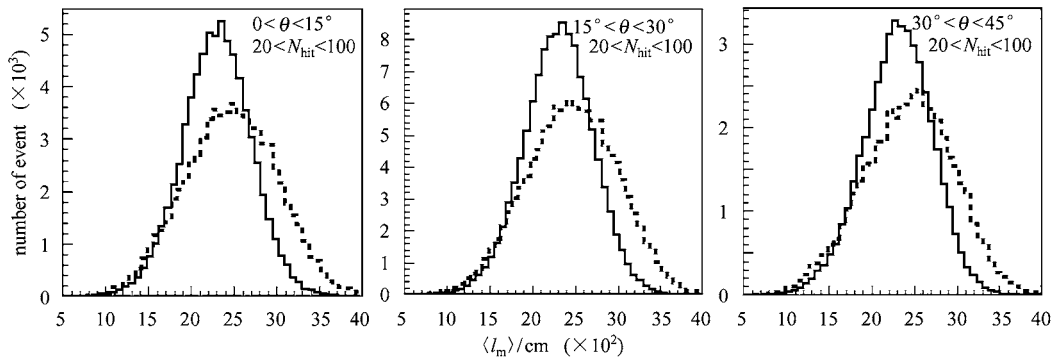


图 3 强子和 γ 引起的 EAS 粒子的 $\langle l_m \rangle$ 分布

实线为 γ 事例, 虚线为强子事例.

3.4 簇射前沿的形状分析

在本工作中引用了一个量 f_{cube} 来描述簇射前沿的形状和对称特性, 定义为

$$f_{cube} = x_{cube} / y_{cube}$$

$$x_{cube} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{hit}} n_i x_i^3}{\sum_{i=1}^{N_{hit}} n_i}, \quad (7)$$

$$y_{cube} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{hit}} n_i y_i^3}{\sum_{i=1}^{N_{hit}} n_i}$$

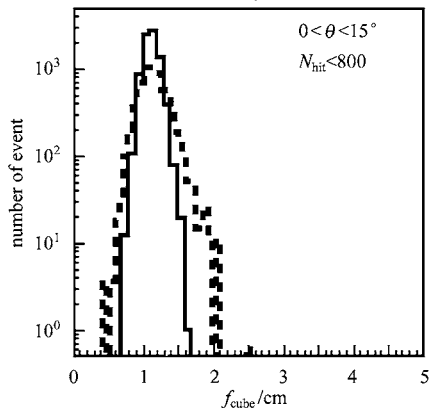


图 4 强子和 γ 引起的 EAS 的 f_{cube} 的分布

其中实线为 γ 事例, 虚线为强子事例.

其中 N_{hit} 是观测到的所有被击中的 PAD 的数目, (x_i, y_i) 是第 i 个被击中的 PAD 的坐标, n_i 是第 i 个 PAD 上被击中的读出条数目. 图 4 为强子和 γ 引起的 EAS 前沿的 f_{cube} 分布, 由图可见, 强子簇射的 f_{cube} 分布宽于 γ 簇射的 f_{cube} 分布.

4 用人工神经网络分析方法分辨原初粒子

人工神经网络分析方法是近年来应用比较广泛的多参数数据分析方法, 最近的几年人工神经网络法被应用于高能物理的研究中, 并取得了一定的成果. 在本工作中选用了 Stuttgart Neural Network Simulator (SNNS)^[7] 人工神经网络分析工具.

通过以上的分析所得到的特征量被用来作为人工神经网络进行智能化分析的输入参数. 在本工作中选用了前馈式学习方式的网络模型, 建立了 6 个单元的输入层、4 个单元的隐含层和一个单元的输出层共 3 层的网络. 输入层是 6 个特征量: $\langle R \rangle$, $\langle l_m \rangle$, RMS_x , RMS_y , f_{cube} 和 N_{hit} . 输出层单元的值被训练为取 0 是 γ 射线产生的簇射, 取 1 为强子产生的簇射.

由于不同天顶角不同 N_{hit} 数的事例的特征分布有所不同,在本工作中对事例分组之后再分别进行训练和测试,各组被用来训练的强子和 γ 射线事例数如表 1 所示.

表 1 各个分组的训练事例数, N_γ ,

N_h 分别为被用来训练神经网络的 γ 射线和强子事例数

N_{hit}	$0^\circ \leq \theta \leq 15^\circ$		$15^\circ \leq \theta \leq 30^\circ$		$30^\circ \leq \theta \leq 45^\circ$	
	N_γ	N_h	N_γ	N_h	N_γ	N_h
20—100	4481	3258	5936	5422	4154	4133
100—500	2659	2546	5179	4904	4076	3291
500—800	2161	2118	2220	2108	1585	1353
> 800	2641	1732	1812	1074	1185	1032

在训练时要选择合适的训练次数来防止过训练,并使人工神经网络达到稳定.达到稳定的网络就可以用来测试分辨原初粒子的能力,其中天顶角 $0^\circ-15^\circ$, N_{hit} 数 100—500 的一组事例经过训练的网络对测试事例的输出如图 5 所示.

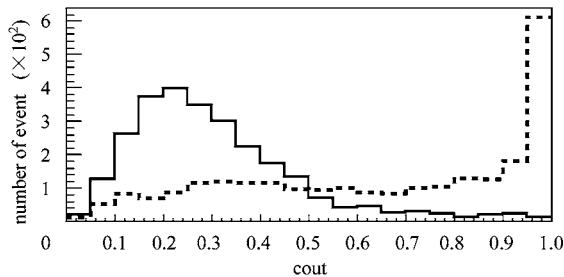


图 5 训练后的网络对测试事例的输出分布
实线为 γ 事例,虚线为强子事例.

可以看出选择不同的输出值判选条件 C_{out} ,将得到不同的 γ 引起的 EAS 的判选率 ϵ_γ 和强子引起的 EAS 的掺杂率 $(1 - \epsilon_h)$. 选择合理的选择判选条件将会明显提高 γ 信号的显著性. 信号显著性与品质因子 Q 成正比,品质因子 Q 的定义为:

$$Q = \epsilon_\gamma / \sqrt{1 - \epsilon_h}$$

$$\epsilon_\gamma = N_{T\gamma} / N_{all\gamma} \quad (8)$$

$$\epsilon_h = N_{Th} / N_{allh}$$

其中 $N_{T\gamma}$ 为经判选条件判断为 γ 事例的数目; $N_{all\gamma}$ 是所有的 γ 事例的数目; N_{Th} 为经判选条件判断为强子事例的数目; N_{allh} 是所有的强子事例的数目. 对天顶角 $0^\circ-15^\circ$, N_{hit} 数 100—500 的一组事例,选择不同的判选条件对判选率和掺杂率及品质因子的影响如图 6 所示. 由图可见,当 $C_{out} = 0.42$ 时,其品质因子最高,因此选择 $C_{out} = 0.42$ 为该组事例的合适判选条件.

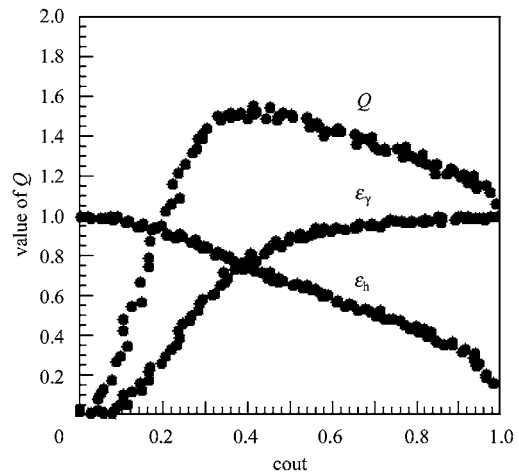


图 6 天顶角 $0^\circ-15^\circ$, N_{hit} 数 100—500 的一组事例对选择不同 C_{out} 得到的不同的 Q 因子和判选率的分布

选择合适的判选条件之后各组得到的最好的品质因子如表 2 所示. 从表 2 可以看出,天顶角在 $0^\circ-15^\circ$ 范围内, N_{hit} 为 100—500 的事例使用该方法的分辨效果最好,人工神经网络的输出选取 0.42 为判选截断值时,其品质因子为 1.53,得到的 γ 事例的判选率为 80.1%,强子事例的筛选率为 72.6%. 不同组事例需要选择不同的合适判选条件, N_{hit} 为 20—100 的事例分辨能力较差,这与击中数太少有关. 另外,随着入射天顶角的增加,分辨能力也有所下降.

表 2 神经网络对原初粒子的分析效果

θ	N_{hit}	C_{out}	ϵ_γ (%)	ϵ_h (%)	Q
$0^\circ-15^\circ$	20—100	0.42	79.2	63.0	1.30
	100—500	0.42	80.1	72.6	1.53
	500—800	0.41	75.7	75.4	1.52
	> 800	0.38	79.5	66.3	1.37
$15^\circ-30^\circ$	20—100	0.49	80.2	61.7	1.30
	100—500	0.44	80.3	69.2	1.45
	500—800	0.42	73.6	71.1	1.37
	> 800	0.40	85.1	54.6	1.26
$30^\circ-45^\circ$	20—100	0.51	79.0	60.0	1.25
	100—500	0.40	81.0	70.1	1.48
	500—800	0.45	77.9	64.2	1.30
	> 800	0.45	78.5	63.7	1.30

5 讨论

从以上的数据分析可以看出,通过对模拟得到的宇宙线粒子的簇射在观测面上的空间结构的研究,能够找出描述其差异的多个特征量,用人工神经

网络分析方法进行分组分析之后,能够对原初宇宙线粒子进行分辨,降低强子本底,最好的分辨品质因子为 1.53. 由于小天顶角的 EAS 粒子能够更容易的被探测器阵列较为完整记录下来,分辨容易并且效果较好,而大天顶角的 EAS 粒子前沿的结构不完整,分辨起来就比较难. 对于击中数 N_{hit} 达到 800 个

以上的事例,可以看出其分辨结果不是最好的,这可能是因为探测器的探测单元 PAD 在一个时间窗口内能够记录到的只能有 8 个次级粒子(只有 8 个读出条),探测器达到饱和,也会丢失一些 EAS 粒子空间分布结构的信息而导致分辨效果差.

参考文献 (References)

- 1 TAN You-Heng. HEP & NP, 1999, **23**(2): 103(in Chinese)
(谭有恒. 高能物理与核物理, 1999, **23**(2): 103)
- 2 Knapp J, Heck D. Extensive Air Shower Simulation with CORSIKA: A User's Guide. Kernforschungszentrum Karlsruhe KFK5196. 1996
- 3 WANG Yong-Gang, XUE Liang, FENG Cun-Feng et al. HEP & NP, 2002, **26**(2): 108(in Chinese)
(王永刚, 薛良, 冯存峰等. 高能物理与核物理, 2002, **26**(2): 108)
- 4 Brun R, Bruyant F, Maire M et al. Geant 3: CERN DD/EE/84-1. 1987
- 5 KONG Fan-Min, FENG Cun-Feng, ZHANG Xue-Yao et al. Chin. Jour. of Computational Phys., 2000, **17**(3): 280(in Chinese)
(孔繁敏, 冯存峰, 张学尧等. 计算物理, 2000, **17**(3): 280)
- 6 FENG Cun-Feng, ZHANG Xue-Yao, WANG Yong-Gang et al. HEP & NP, 2003, **27**(11): 969(in Chinese)
(冯存峰, 张学尧, 王永刚等. 高能物理与核物理, 2003, **27**(11): 969)
- 7 Zell A, Mamier G, Vogt M et al. SNNS User Manual Version 4.2. University of Stuttgart, Institute for Parallel and Distributed High Performance Systems

Identification of Primary γ -Rays in ARGO Experiment at Yangbajing Using ANNS*

MA Li-Na¹⁾ FENG Cun-Feng ZHANG Yao ZHANG Xue-Yao

(School of Physics and Microelectronics Shandong University, Ji'nan 250100, China)

Abstract The lateral distributions, as measured by ARGO array, of the extensive air showers induced by γ and hadrons with energy range from 100GeV to 10TeV, zenith angle from 0° to 45° , were studied using Monte Carlo simulated data. Several parameters such as average lateral distribution, minimum tree length etc., which could be used to distinguish the lateral distributions between the showers induced by γ and hadrons, were obtained. These parameters were used as the input for an artificial neural network, which was then trained to study the γ /hadron discrimination power. The result indicated that using this method could effectively separate the showers induced by γ -rays and hadrons.

Key words ARGO experiment, artificial neural network, γ -ray identification, shower lateral distribution, minimum tree length

Received 8 September 2004

* Supported by National Natural Science Foundation of China (10475051, 10120130794), Natural Science Foundation of Shandong Province (Y2002A07)

1) E-mail: mln@hepg.sdu.edu.cn