

“膝”区原初宇宙线成分分辨的作用模型相关性*

冯存峰¹⁾ 张学尧 孔繁敏 何 瑁

傅 宇 戴志强 张乃健

(山东大学高能物理研究室 济南 250100)

摘要 使用 4 种具有不同特点的强相互作用模型,按照西藏羊八井 ASy 联合实验的条件,对“膝”区能量宇宙线的大气簇射过程进行蒙特卡罗模拟. 分析了不同模型的簇射特征,找出与原初组成比较密切的特征量. 最后用一种 BP 型人工神经网络对模拟结果进行分辨,并检验了分辨能力与作用模型的关系. 结果表明,该网络能有效地挑选出不同模型产生的质子事例,分辨能力受作用模型的影响较弱.

关键词 “膝”区宇宙线 原初成分分辨 人工神经网络 强相互作用模型

1 引言

众所周知,原初宇宙线的能谱在 $10^{15} - 10^{16}$ eV 能区明显变陡,这一能区被称为“膝”区. “膝”区原初宇宙线不同成分的能谱的知识对于了解甚高能宇宙线的起源、加速和传播机制是不可缺少的. 然而,由于在该能区原初宇宙线的流强极弱,利用气球和卫星搭载的各种测量设备的直接测量几乎是不可能的,只能通过观测大气簇射进行间接测量.

在大气簇射实验中,原初粒子的能量和种类只能通过比较 Monte Carlo 模拟结果与大气簇射观测量推出,这个结果是和超高能区假定的强作用模型的行为有关,实际上,宇宙线在大气中的传播过程对粒子作用的非弹截面、碎裂区中费曼标度行为和非弹性系数非常敏感,而这又很难通过现有的加速器实验数据给出一个统一的作用模型. 因此,选用具有不同特点的作用模型,按照相同的条件进行蒙特卡罗模拟,研究作用模型对大气簇射的影响有相当重要的意义.

近年来,人工神经网络(ANN)以其信息处理的并行性、容错性和自学习等优良特性在高能物理实验中得到广泛应用,已经在超高能宇宙线原初成分分辨的应用中取得初步成功^[1,2].

本工作按照羊八井 ASy 实验的条件,使用 4 种具有不同特点的作用模型进行蒙特卡

1999-04-28 收稿

* 国家自然科学基金(19875031)和高等学校博士学科专项科研基金资助

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

罗模拟,对模拟结果进行了比较,提取了与原初成分有关的特征量. 并使用一个基于BP算法的前馈型神经网络,分辨不同模型模拟结果中的原初成分,检验ANN对原初成分分辨的模型相关性.

2 蒙特卡罗模拟

羊八井AS γ 实验(海拔4310 m,大气深度606 g/cm²)是大气簇射阵列与乳胶室的联合实验,乳胶室可以对空气簇射的高能族结构进行细致的研究;而大气簇射阵列可给出有族伴随事例的大气簇射的簇射大小 N_e ,进而比较精确地得到产生该事例的原初粒子的初能. 羊八井 γ 族的条件: $E_\gamma \geq 4\text{TeV}$,且 $n_\gamma \geq 4$. 本工作按照羊八井AS γ 实验的条件进行了模拟.

2.1 作用模型简介

(1) COSMOS模型^[3]:以唯象多团模型为基础,与UA5实验一致. 该模型支持在碎裂区内费曼标度基本保持,领头粒子的横动量服从 Γ 分布,带电粒子多重数服从KNO分布,散射总截面 $\sigma \propto E^\delta$,本工作取 $\delta = 0.08$.

(2) Chou-Yang模型^[4]:该模型产生的次级粒子的平均横动量 $\langle P_t \rangle$ 随质心系能量 \sqrt{s} 对数增长,平均带电粒子多重数 $\langle n_{ch} \rangle$ 以比对数更快的速度随能量增加,该模型在碎裂区内费曼标度破坏.

(3) SIBYLL模型^[5]:是一个以DPM,弦碎裂和minijet模型为基础的强相互作用模型. 快度分布的高度随能量近似对数增加, $\langle n_{ch} \rangle$ 增加比对数快, $\langle P_t \rangle$ 随能量增加,由于引入minijet,有大横动量事例产生.

(4) QGSJET模型^[6]:是以夸克胶子弦模型为基础的minijet模型,该模型散射截面 σ^{had} 在 高能区随能量显著上升,但比SIBYLL模型上升的慢,有大横动量粒子产生.

2.2 模拟结果

所有的模拟都使用相同的所谓重核占优的原初宇宙线成分能谱,天顶角范围:0°—45°,原初能量范围:10¹⁵ eV—10¹⁷ eV. 不同模型运行的事例数、模拟得到的有族伴随的事例数和有族伴随的质子事例数见表1.

表1 不同模型模拟运行的事例数

模型	COSMOS	Chou-Yang	SIBYLL	QGSJET
总运行事例数	30,000	20,000	100,000	100,000
总族事例数	871	444	2641	1420
质子族事例数	460	310	1600	950

不同模型的模拟结果表明,簇射大小 N_e 和原初能量 E_0 都有较强的关联;都存在一个所谓的“质子区”,即在 $N_e/\sum E_\gamma$ ($\sum E_\gamma$ 是族的总观测能)与 \bar{R} (族的平均横向扩展)的二维关联图中, $N_e/\sum E_\gamma$ 和 \bar{R} 较小的区域分布的主要的是质子;对反映族的分布集中度的量 $N5/N_\gamma$, $N10/N_\gamma$ (N_γ , $N5$, $N10$ 分别是族的总簇射数和离簇射中心5mm,10mm范围

内的簇射数)的研究表明,质子的高能簇射更集中,这表现出该量对原初成分的敏感.不同模型、不同原初成分的族的 \bar{R} , N_γ 和族的集团数 N_c 的模拟结果平均值见表 2. 由表 2 可见, N_γ , N_c 和 \bar{R} 等观测量对相互作用模型和原初宇宙线的组成都敏感.

表 2 不同模型模拟结果比较

模型	QGSJET	SIBYLL	Chou - Yang	COSMOS
$\langle N_\gamma \rangle_p$	10.6	10.8	9.1	10.0
$\langle N_\gamma \rangle_h$	9.8	10.1	8.3	8.4
$\langle N_\gamma \rangle_{all}$	10.4	10.6	8.8	9.4
$\langle N_c \rangle_p$	2.8	3.1	2.6	3.5
$\langle N_c \rangle_h$	3.8	4.4	3.0	4.2
$\langle N_c \rangle_{all}$	3.1	3.5	2.6	3.8
$\langle \bar{R} \rangle_p/cm$	2.3	3.0	2.3	4.1
$\langle \bar{R} \rangle_h/cm$	6.0	8.2	4.1	11.0
$\langle \bar{R} \rangle_{all/cm}$	3.0	4.1	2.6	5.9

p 代表质子, h 代表较重核, all 代表全部事例.

分析族的平均横向能流分布 \overline{RE} 和能量集中度 $E5/\sum E_\gamma$, $E10/\sum E_\gamma$ ($E5$, $E10$ 是离簇射中心 5mm, 10mm 范围内的簇射能之和), 分别与 \bar{R} , $N5/N_\gamma$ 和 $N10/N_\gamma$ 有相同的分布趋势, 其分布都与原初宇宙线的组成有关. 可见, 利用与原初成分有关的特征量可提供原初成分分辨的重要信息, 但由于作用模型不同, 仅根据一两个特征量分析原初组成会产生较大的误差.

3 人工神经网络对原初成分的分辨

3.1 人工神经网络模型

基于 BP 算法的三层前馈型神经网络对于高能物理的模式识别问题是非常有效的. 该类型的网络结构如图 1. 它由输入层 X_k 、输出层 Y_i 和隐含层 H_j 组成. 特征参量由输入层神经元输入, 然后直接输出, 而隐含层和输出层的每个神经元的输入量为上一层神经元输出的加权和, 经过作用函数的作用后产生输出. 其学习过程就是调整神经元间的连接权重 W , 使得输出值等于或接近理想的目标值. 根据 BP 算法, 第 i 次学习时权重的修改:

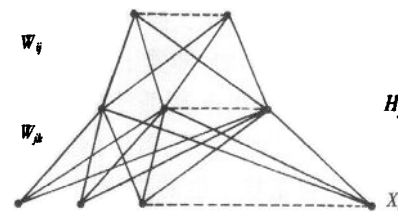


图 1 三层前馈型神经网络结构示意图

$$\Delta W_i = -\eta \nabla E_i + \alpha \Delta W_{i-1}$$

η 为学习效率, $\alpha \Delta W_{i-1}$ 是动量项, 增加学习稳定性, 误差函数 E 是连接权重 W 的函数, 学习的目的是使 E 达到最小.

3.2 特征量选取

利用神经网络进行有效识别的关键是提取出能代表不同事例特点的特征量,根据(2.2)节的分析,选取下面9个与原初组成关系密切的特征量.

- (1) 事例的簇射大小 N_c 和簇射年龄 s . 可以较准确地反映出该簇射的原初能量.
- (2) 族的总观测能 $\sum E_\gamma$, 总簇射数 N_γ 和集团数 N_c .
- (3) 族的平均横向扩展 \bar{R} 、天顶角 θ . 天顶角不同, 族的横向扩展将不同.
- (4) 反映族的分布集中度的量 $N5/N_\gamma, N10/N_\gamma$.

另外, 族的能流平均横向扩展 \overline{RE} 和反映族的能量集中度的量 $E5/\sum E_\gamma, E10/\sum E_\gamma$ 也对原初质量敏感, 但它们和 \bar{R} 以及 $N5/N_\gamma, N10/N_\gamma$ 关联较强, 为避免在训练过程中的学习的“僵化”, 不使用这3个量.

3.3 网络分辨能力测试

使用拓扑结构为(9:10:1)的三层前馈型BP网络, 即输入层有9个神经元, 隐层10个神经元, 输出层1个神经元(只需输出是质子还是其它核子), 网络的初始权重的取值范围为(-0.1, 0.1), 学习效率 $\eta=0.01$.

把模拟得到的数据分别分为训练用数据集和测试用数据集, 不同模型用来训练和测试网络的数据集的数据量见表3.

表3 训练集和测试集的事例数

模型	COSMOS	Chou - Yang	SIBYLL	QGSJET
训练集事例数	571	/	1320	708
测试集事例数	300	444	1320	708

首先用SIBYLL模型的训练数据训练网络, 经多次的学习训练后, 网络的分辨能力趋于稳定并达到最佳, 再用SIBYLL模型的测试数据进行测试, 测试结果如图2. 该图表示以不同的网络输出值作为判选质子和其它原子核的阈值时(即小于该值, 认为是质子, 否则就判为其它原子核)事例挑选的正确率. 例如, 以 $cut=0.5$ 作为判选阈值, 即经网络判选后输出值 $out < 0.5$ 被认为是质子, 否则是其它原子核, 则 $out < 0.5$ 的事例中有87%是原初质子产生的, 即质子的正确判选率为87%, 75%的质子事例被挑选出来. 若降低判选阈值如 $cut=0.3$, 则质子的正确判选率为93%, 但仅有60%的质子事例被正确地挑选出来. 另外, 该图显示, 若经网络识别后, 输出值越小, 其为质子的可能性越大, 反之则更可能是其它重核产生的事例.

为了检验网络分辨能力对作用模型依赖性, 用其它模型产生的数据对由SIBYLL模型数据训练的网络分别进行测试, 图3给出该网络识别其它模型测试数据中的质子事例, 分辨的正确率随ANN的输出值的变化.

同样, 分别用由QGSJET和COSMOS模型的数据训练的网络, 识别其它模型中产生的质子事例, 表4给出当 $cut=0.5$ 时, 对所有模型的质子事例分辨的正确率和拣出率(拣出率指被正确挑选出来的质子事例数占总质子事例数的比例).

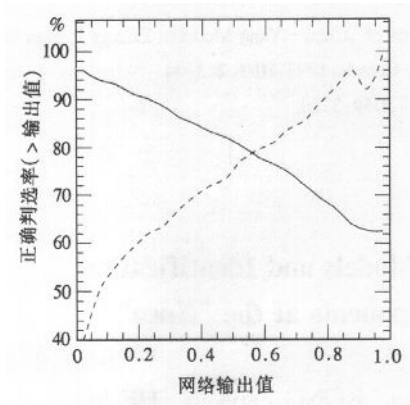


图 2 以不同的网络输出值作为判选质子和其它原子核的阈值时,质子和其它原子核的正确判选率
——质子,---其它核子.

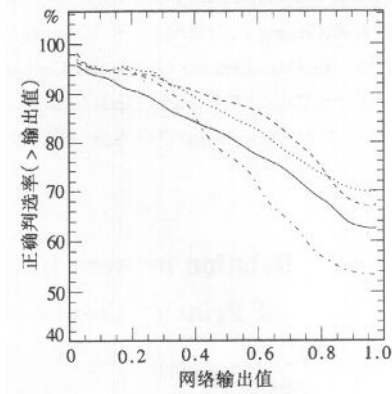


图 3 用 SIBYLL 模型训练集数据训练的网络识别其它模型数据中的质子事例,识别的正确率随 ANN 的输出值的变化
——SIBYLL, --- QGSJET, ...Chou-Yang, - · - COSMOS.

表 4 神经网络对不同模型数据的质子事例的分辨结果

训练模型	测试模型	正确率 (%)	拣出率 (%)
COSMOS	COSMOS	87	75
	Chou-Yang	88	77
SIBYLL	COSMOS	81	79
	Chou-Yang	88	87
	SIBYLL	82	88
QGSJET	QGSJET	89	85
	COSMOS	83	74
	Chou-Yang	91	84
	SIBYLL	80	90
	QGSJET	87	87

4 讨论

从前面的测试结果可以看出,由某一个模型训练的网络识别其它模型的数据,其分辨能力有一点差别,但是,以 0.5 作为网络输出的阈值时,不同模型的质子事例基本都可有效地分辨出来. 因此,ANN 方法对模型的依赖性较弱,预计利用这一方法可以有效地分辨出联合实验中的原初质子事例,从而得到一个理想的质子原初谱.

参考文献 (References)

- 1 LIANG HuaLou, XIE Wei, REN JingRu et al. High Energy Phys. and Nucl. Phys. (in Chinese), 1997, 21: 205 (梁化楼, 解卫, 任敬儒等. 高能物理与核物理, 1997, 21: 205)
- 2 ZHANG C S, Yuda T, Kasahara K. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 1996, A376: 263
- 3 Kasahara K. Introduction to Cosmos and Some Relevance to Ultra High Energy Cosmic Ray Air Showers. In: Proc, 24th

- Int. Cosmic Ray Conference. Roma Italy, 1995. **HE3. 2. 8**:399
- 4 DING L. K, Cheung T, CHENG K S. A Monte Carlo Generator of Chou-Yang Model in Energy Region from 10^{11} eV to 10^{17} eV, In: Proc. 23rd Int. Cosmic Ray Conference. Calgary Canada, 1993. **HE1. 2. 3**:44
- 5 Fletcher R S, Gaisser T K, Paolo Lipari et al. Phys. Rev., 1994, **D50**:5710
- 6 Kalmykov N N, Ostapchenko O O. Yad. Fiz, 1993, **56**:105

Relation between Interactive Models and Identification of Primary Cosmic Ray Components at the "Knee" *

FENG CunFeng¹⁾ ZHANG XueYao KONG FanMin HE Mao
FU Yu DAI ZhiQiang ZHANG NaiJian
(High Energy Physics Group, Shandong University, Ji'nan 250100, China)

Abstract Monte Carlo simulations of extensive air shower at the "knee" region are carried out by use of four kinds interactive models according to the condition of Tibet Yangbajing ASy hybrid experiment. The characters of shower for different interactive models are analysed, and the parameters closely related with primary particle mass are given. The BP artificial neural network(ANN) is used to select the proton events from the simulation results, and the relation between the ability of primary particle identification and interactive models is studied. The results show that the primary proton events can be effectively identified by ANN method from simulation data of different interactive models with similar identification capabilities.

Key words cosmic ray of "knee" region, identification of primary components, artificial neural network, hadronic interactive models.

Received 28 April 1999

* Supported by National Natural Science Foundation and Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education

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