

CCD图像muon探测技术*

冯海霞^{1, 2, 3}, 陈建军^{1, 3*}, 赵永恒¹, 邓建榕¹

(1.中国科学院国家天文台, 北京 100101; 2.中国科学院大学, 北京 100049;

3.中国科学院光学天文重点实验室(国家天文台), 北京 100101;)

摘要: CCD图像的宇宙线是来自于外太空的宇宙线穿过大气层, 与大气层的粒子发生碰撞, 最后落在CCD面板上而形成的。Muon是宇宙线的主要成分, 为了研究这些muon随时间变化规律, 首当其中的是对CCD图像的muon进行探测。采用拉普拉斯边缘检测法从CCD图像中提取宇宙线, 去除提取后的宇宙线中的噪声, 然后使用凝聚层次聚类算法聚类成宇宙线事件, 对宇宙线事件进行特征提取, 根据提取后的特征进一步来探测宇宙线的muon, 最后对探测的结果进行总结分析。本文着重介绍一种快速有效地对CCD图像中的muon进行探测的方法。

关键词: CCD; muon; 拉普拉斯边缘检测法; 凝聚层次聚类; 特征提取

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:**

宇宙线是来自于外太空的高能粒子。最早在1912年, 由奥地利地理学家赫斯通过对电离室中电流的测量第一次发现。宇宙线中质子和氦核占98%, 重核1%, 电子1%, 其他粒子微量。当初级宇宙线射入地球大气层时, 质子和氦核等高能粒子与大气中的原子核相互作用产生级联的广延大气簇射, 进而生成了大量的次级粒子。在使用CCD观测目标源时, 这些粒子在CCD面板上呈现不同的形状。在CCD图像中典型的粒子有电子、 α 粒子、X射线以及muon等粒子。靠近大气底部的宇宙射线主要是簇射产生的次级muon。因此在CCD图像的宇宙线粒子中占据主要成分的是muon, 且在CCD图像上的电子大部分是由于环境中放射性同位素所引起的, 不是来源于宇宙线(在参考文献[7]有详细介绍), 而 α 粒子和X射线等其他粒子在CCD图像中个数很少, 因此研究CCD上的宇宙线主要对其中的muon进行探测。

探测muon的方法有很多, 西藏羊八井国际宇宙线观测站^[2]构建地下水切伦科夫muon探测器对muon进行探测, 参考文献[3]介绍了地下muon探测器设计原理以及性能测试; 位于印度乌蒂的GRAPES-3使用一系列大气簇射探测器和大面积径迹muon探测器对其进行探测; “皮埃尔·奥格天文台”(Pierre Auger Observatory)是通过一系列表面探测器站和一组空气荧光望远镜相结合来探测。本文是利用电荷耦合仪器CCD来探测muon。

CCD(Charge Coupled Device)的工作原理: 利用光电效应将光子转化电子, 每一个光子处均会有一个带正电的电容用于吸收电子, 然后将吸收的电子转化为电压, 最后将输出电压转化为数字信号输出。因为muon是带电粒子, 所以可以使用CCD来探测muon。同时, muon的质量大、能量高, 可以穿过CCD, 会在CCD图像中呈现为可识别的直线轨迹。参考文献[7]提出CCD图像中的宇宙线事件(指在CCD图像中一组有计数的连续像素)关于质心呈现不同的分布, 同时结合muon的成像特点, 通过计算宇宙线事件的投影长度和宽度(提出“perpendicular counts”概念)进一步探测muon。

LAMOST(The Large Sky Area Multi-Object Fiber Spectroscopic Telescope)是世界上最大口

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U1631131)资助。

作者简介: 冯海霞, 女, 硕士, 研究方向: 天文CCD图像数据处理。 Email: hxfeng@nao.cas.cn

径的望远镜。参考文献[10]系统性地介绍了LAMOST的结构、原理及应用。LAMOST配置有16个光谱仪和32块 $4k \times 4k$ 的CCD相机，CCD相机的工作温度在 -100°C 左右。从2011年先导巡天到今天近9年的观测，LAMOST已经积累了一百万多张的CCD图像，可以用来研究这些年来来的宇宙线分布和涨落。

本文基于LAMOST数据，对其中的CCD图像进行处理分析。根据muon在CCD图像中的呈像特点对其进行探测。探测muon的基础是从CCD图像中提取宇宙线，文中采用的是拉普拉斯边缘检测法来提取宇宙线。在提取的宇宙线中不仅包含真实的宇宙射线，还包含拍摄过程中CCD本身的坏像素，因此要对提取后的宇宙线做坏像素和噪点的处理工作。在使用一些编程语言读取天文数据时，数据读入的形式呈现都是单个点的信息（即CCD图像中宇宙线事件的单个像素元素）。为了系统的处理宇宙射线，提取宇宙线的特征，故而将宇宙线聚类成宇宙线事件，采用的聚类算法是凝聚层次聚类。文中的探测技术主要分为三个模块：（1）利用拉普拉斯边缘检测法从CCD图像中提取宇宙线；（2）坏像素和噪点的处理；（3）将提取后的宇宙线使用凝聚层次聚类的方法生成宇宙线事件；（4）利用特征提取来获取宇宙线事件的特征，同时结合muon特征进一步来探测muon。在文中最后有对探测技术进行评估。

1 拉普拉斯边缘检测法

在观测拍摄的CCD图像中，不仅包含所要观测的目标信息，还包括一些噪声（主要是宇宙线）。因此在对CCD图像中的muon进行探测时，首先要从CCD图像中获取宇宙线。本文采用参考文献[5]中的拉普拉斯边缘检测法对CCD图像中的宇宙线进行提取。拉普拉斯边缘检测法可以有效地在单次曝光的多纤光谱中检测宇宙线。它是在参考文献[6]中的拉普拉斯边缘检测方法基础上的改进，使得当宇宙线落在轮廓线的脊或坡上，宇宙线可以被识别出来。

拉普拉斯边缘检测法的主要思路：

（1）通过对原图像的卷积运算以及根据原图像来构造的噪声模型从而得到噪声的比率，进而生成一个原始的宇宙线列表；

（2）然后对于每一条光纤，将光纤轨迹中心的像素分成一些小的模块；考虑到谱线的空间方向和色散方向的数据分布情况，利用之前产生的宇宙线事件来构建二维数据模型去拟合这些模块的图像轮廓（这些拟合的图像轮廓不包括宇宙线）；

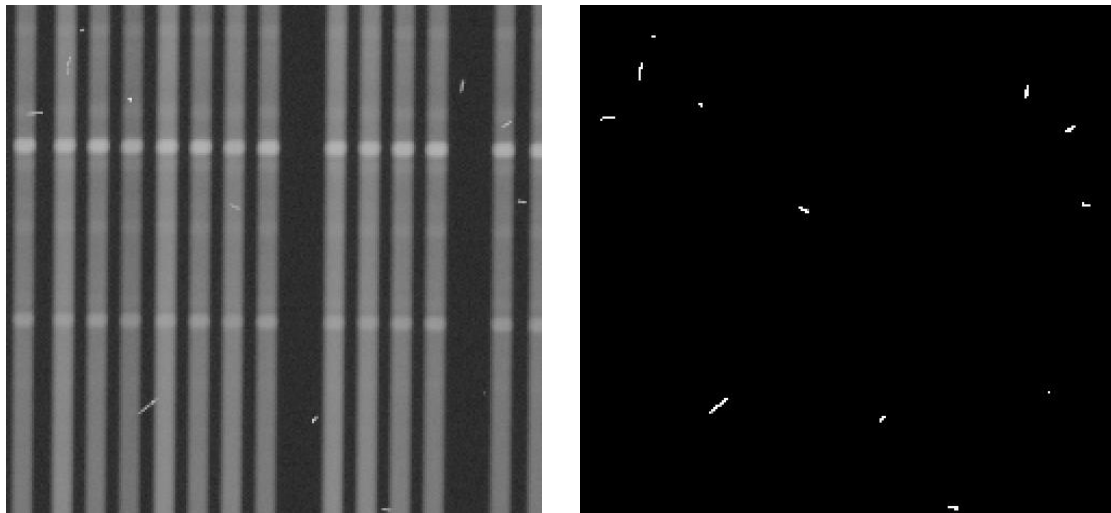
（3）最后根据原图像和拟合后图像的残差与噪声模型进行比较生成宇宙线列表。

图1是采用拉普拉斯边缘检测法前后的对比图。图1(a)是原始图像（从CCD图像中截取的一部分图像），图1(b)是采用拉普拉斯边缘检测法提取后的宇宙线图片（图片的背景为黑色，背景对应的流量值为0）。从图1可以直观地显示出该算法可以有效的从CCD图像中检测出宇宙线但是该算法也存在一个问题：如果CCD图像中的光线轨迹中心像素对应的流量值太大，会导致该算法在步骤（2）的拟合图像轮廓时产生较大的误差（即在提取的结果中产生噪声，该噪声在图像上呈现的结果是像素点个数多，同时呈虚线状）。在提取宇宙线的结果中，大部分的结果没有上述问题的存在，只有极少数会出现上述情况（对于这一情况在下文中坏像素和噪点的处理中会解决）。

2 坏像素和噪点的处理

在采用拉普拉斯边缘检测法提取的宇宙线中，包括了宇宙线，本底噪声（CCD所处环境辐射造成的噪声），CCD上的坏像素（ccdmask），以及因算法导致的坏点（噪点）。Ccdmask在图像中有时会呈现一列，有时也会呈现一大块斑迹。因为ccdmask是CCD本身的噪声，大

部分会在同一批拍摄的CCD图像的同位置处出现。可以利用多幅图像的重叠来标识ccdmask,进而将其去除。同时,ccdmsk在CCD图像中有时会呈现像素点个数多的一列(已经远超过宇宙线在CCD图像中每一列的像素点个数),该特点与因算法导致的坏点一样。可以利用这一特点,在CCD图像中找出异常的列来标注ccdmask和算法导致的坏点。在这些噪声中最直观的是CCD上的坏像素和算法导致的坏点,最不明显的是本底噪声(因为其在CCD图像中没有明显特征)。对于本地噪声只去除像素点个数不大于3的宇宙线事件来去掉一部分的本底噪声,其他未标识的本底噪声可以通过muon的特征来与muon区分开。



(a) 原始图像

(b) 拉普拉斯边缘检测法提取的宇宙

图1 拉普拉斯边缘检测法提取宇宙线

Fig.1 Extraction of cosmic rays with Laplacian algorithm

3 凝聚层次聚类

由拉普拉斯边缘检测法从CCD图像提取宇宙线后,采用凝聚层次聚类算法将提取后的宇宙线分成一个个独立的宇宙线事件。本文采用的凝聚层次聚类算法是在经典的凝聚层次聚类算法上的改进。

层次聚类试图在不同层次对数据集进行划分,从而形成树形的聚类结构。数据集的划分可采用“自底向上”的聚合策略,也可采用“自顶向上”的分拆策略^[4]。在参考文献[4]中提出:凝聚层次聚类(AGENS)是层次聚类中的一种,它对数据集的划分采用的是“自底向上”聚合策略。它的主要思路是将数据集中的每一个样本看成单个的聚类簇,然后计算每个聚类簇之间的距离,找出其中距离最近的两个聚类簇并将它们进行合并,重复上述距离计算和合并的过程,直至达到预设的聚类簇个数。

在经典的凝聚层次聚类算法中,算法的关键是计算聚类簇之间的距离的方法以及确定聚类簇的个数。每一个聚类簇是一个样本集合,可以采用计算集合的某种距离来计算聚类簇之间的距离,常见的距离有最小距离,最大距离,平均距离。最小距离由聚类簇之间的最近样本决定,最大距离由聚类簇之间的最远样本决定,平均距离由聚类簇之间的所有样本决定。由于最终的结果是将数据集聚类成一个个聚类簇(即宇宙线事件),使得聚类簇之间可以有效的区分开,因此采用最小距离来计算类间距离。最小距离的计算公式见式(1),其中的 C_i, C_j 表示给定的聚类簇, dist 是用于计算 x, y 样本点的距离函数。

$$d_{\min}(C_i, C_j) = \min_{x \in C_i, y \in C_j} dist(x, y) \quad (1)$$

同时，要处理的数据集是CCD图像中的宇宙线，在处理一张CCD图像时，是无法确定图像中宇宙线事件的个数，故而无法预设聚类算法中聚类簇的个数。为了将宇宙线事件找出便于之后muon的探测，采用改进的凝聚层次聚类算法对宇宙线进行聚类，主要核心是将聚类簇间的距离作为终止运算的条件。具体算法如下：

(1) 假设数据集为 D （数据集中的数据是CCD图像中宇宙线所对应的像素元素），将每个像素元素看作一个初始的聚类簇。

$$D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (2)$$

如式（3）采用欧式距离和最小距离结合来计算类间距（聚类簇之间的距离）。如果类间距不大于设定的阈值 d_{lim} ，便将符合条件的聚类簇合并；

$$d = \min_{x \in C_i, y \in C_j} \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2} \quad (3)$$

由于处理的数据是基于CCD图像的数据，因此数据是二维的，式（3）中的 x_1 和 x_2 对应于 x 在图像上的位置信息，同理 y_1 和 y_2 对应于 y 的位置信息，式中 C_i, C_j 表示数据集中的任意两个聚类簇。

(2) 刷新数据集；

(3) 重复步骤（2）（3），直到数据集中所有聚类簇彼此间的类间距大于设定的阈值，结束运算。

当CCD图像出现大量宇宙线事件时，由于要逐个计算聚类簇之间的距离，使得计算量剧增，从而导致运行速率减慢。考虑到宇宙线事件是有计数的连续像素这一特点，通过设定类间距的阈值 d_{lim} （即两个聚类簇的最小距离）来优化算法。通过判断在一个聚类簇周围（即这个聚类簇最外侧元素距离为 d_{lim} 的范围内）是否存在聚类簇来进一步处理数据，如果存在聚类簇，就将这两个聚类簇合并；如果不存在，将剩下的数据集中的聚类簇重复上述判断过程，直到结束停止运算。这意味着当两个宇宙线事件的最小距离大于 d_{lim} 时，就认定这两个宇宙线事件是相互独立的；如果最小距离不大于 d_{lim} ，认定这个两个宇宙事件是同一个宇宙线事件。在一个像素点个数很多的宇宙线事件中，由于拉普拉斯边缘检测算法会使得部分从CCD图像中提取的宇宙线不完整（即宇宙线在CCD图像中呈现出某一中间部分缺失现象）。同时，在128幅曝光时间为1800s的只含有宇宙线事件的CCD图像中（使用拉普拉斯边缘检测提取宇宙线后的图像），每一列宇宙线事件所占的像素个数最大不超过26，每一行的最大个数不超过33。CCD图像的尺寸大小为 4096×4136 ，而宇宙线事件在CCD图像中随机分布，设定 d_{lim} 的值为3（ d_{lim} 的设定主要依据拉普拉斯边缘检测算法提取宇宙线事件的完整程度）对提取后的宇宙线聚类，结果发现可以有效的聚类宇宙线事件。

4 特征提取

将CCD图像中的宇宙线聚类成宇宙线事件后，根据提取后的特征从宇宙线事件中探测出muon。在探测过程中，主要采用主成分分析和线性相关系数来进行探测。通过主成分分析来获取宇宙线事件的特征值，以及通过线性相关系数来判断宇宙线事件是否呈线性，进一步探测宇宙线事件是否是muon。

4.1 主成分分析（PCA）

主成分分析（PCA），也称为Karhunen-Loeve扩展，是一种经典的特征提取和数据表示技术，广泛应用于模式识别和计算机视觉领域，如人脸识别等领域^[8]。在参考文献[9]对主成分分析进行了总的概括。主成分分析（PCA）也可以用于对数据进行降维处理，目的是要找一组最优的标准正交向量基，使得数据投影到这组最优标准正交向量基上的方差最大。要处理的宇宙线事件是二维数据，假设在一个宇宙线事件中含有 n 个像素，则样本集 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ；将所有样本进行中心化，如式（4）

$$x_i^{(1)} = x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

定义样本集的散度矩阵为 S_i ：

$$S_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^{(1)} - \bar{x})(x_i^{(1)} - \bar{x})^T \quad (5)$$

其中样本集均值：

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^{(1)} \quad (6)$$

假设从二维空间投影到一维空间的投影矩阵为 w ，对 S_i 做特征值分解得到特征值 λ ：

$$S_i w = \lambda w \quad (7)$$

对获得的特征值进行降序排序，选取最大的特征值。最大的特征值所对应的特征向量 w 就是主成分的解，进而找到了最优的标准正交向量基，从而得到宇宙线事件的特征向量。根据特征向量与宇宙线事件相结合，将宇宙线事件在特征向量方向上的投影作为宇宙线事件的特征，两个特征向量对应两个特征值。其中一个特征值对应于muon的长轴（即在CCD上muon直线轨迹所对应的轴），另一个特征值对应于muon的短轴（即muon在CCD图像上的宽度）。由于muon在CCD图像的轨迹是直线型的，且轨迹长度无法确定，因此选取特征向量中标记muon宽度的特征作为要提取的特征，并将其记为“投影宽度”。

4.2 Pearson相关系数

相关系数是用来衡量变量之间线性相关程度的统计量，用于定义相关系数的方式有很多，最为常用的相关系数是Pearson相关系数，Pearson相关系数用于描述两个变量之间是否存在线性关系。参考文献[10]对Pearson相关系数进行了详细介绍。假设有两个变量分别是 x 和 y ，它们的Pearson相关系数用 r 表示，则有：

$$r = \frac{\sum (x - \mu_x)(y - \mu_y)}{\sqrt{\sum (x - \mu_x)^2 \sum (y - \mu_y)^2}} \quad (8)$$

其中的 μ_x 、 μ_y 分别对应于变量 x 、 y 的均值。 r 的取值范围为 $[-1, 1]$ ， $|r|$ 越接近于1时，两个变量之间的线性相关性质越显著。当 $r>0$ 时，两个变量之间呈正相关；当 $r<0$ 时，两个变量之间呈负相关；当 $r=0$ 时，两个变量之间彼此独立。

宇宙线muon在CCD面板上呈直线轨迹，意味着在CCD图像中muon的形态几乎呈现为直线，则muon在图像中位置的横纵坐标存在线性关系。利用Pearson相关系数来标记muon的这一特征，从而进一步从宇宙线中探测muon。由于muon在图像中的位置呈现线性关系，有时会出现正相关，有时会出现负相关，为了只显示线性相关性质的显著程度，在传统的Pearson相关系数的基础上取绝对值。下文提到的Pearson相关系数对应取绝对值的Pearson相关系数。

5 实验结果及分析

189

190 利用宇宙线中的muon与其他粒子在CCD图像中的形态差异来探测muon。在CCD图像的众
191 多粒子中最为常见的粒子是muon和“worms”（“worms”详细介绍见参考文献[3]，“worms”
192 是所散射的低能电子）。 α 粒子在CCD图像上出现的情况极少，同时CCD图像中还存在一些
193 形状奇特的宇宙线事件以及在CCD图像中显示的像素个数太少，因无法确定其形态特征，难
194 以判断属于何种经典的宇宙线粒子，故而在下文中未做讨论。图2是从LAMOST数据中获得的
195 图像，图2(a)是宇宙线中的muon，图2(b)是宇宙线中的“worms”。如图2所示，“worms”
196 会在CCD上发生旋转，形状呈现一定的弧度。

197

198

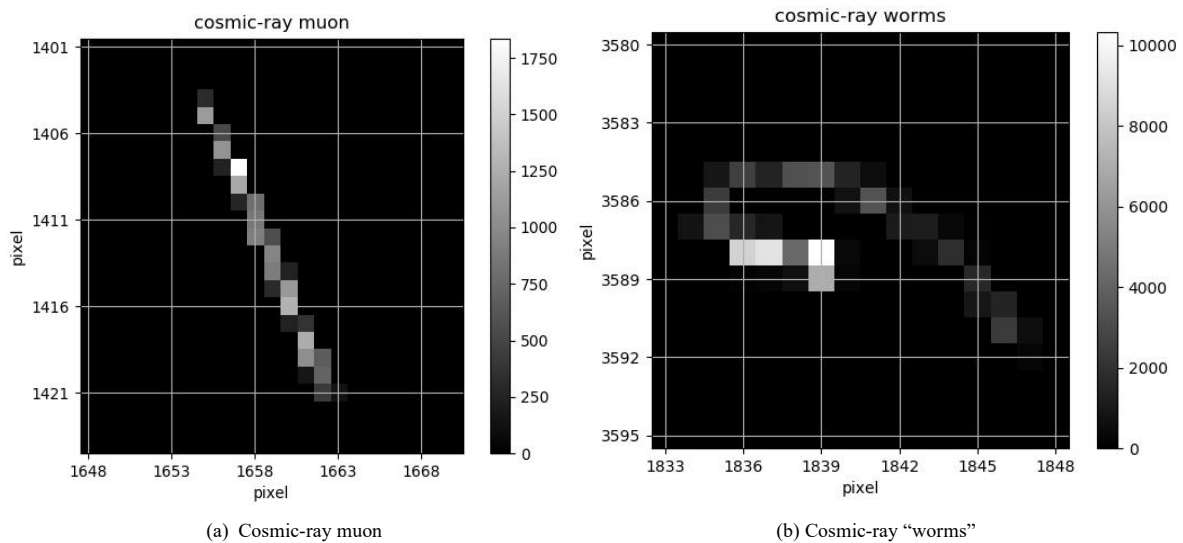


图 2 LAMOST CCD 图像的 muon 和 worms

Fig.2 Muon and worms in the CCD image of LAMOST

199

200 在特征提取的过程中，主要是提取宇宙线事件的“投影宽度”和Pearson相关系数。首先
201 随机选取多幅CCD图像，使用凝聚层次聚类算法得到大量宇宙线事件各自的位置索引信息
202 作为数据样本（宇宙线事件的位置索引信息可以反映宇宙线事件在CCD图像上的形态）；
203 然后根据muon和“worms”的形态特征，人为地从数据样本中随机抽选1000个muon和1000
204 个“worms”，进而统计它们的“投影宽度”和Pearson相关系数，结果见表1。

205

表1 关于“投影宽度”和Pearson相关系数，宇宙线muon、“worms”的特征对比

Tab.1 Feature comparison among muon and “worms”in the cosmic rays about “Projection width” and Pearson correlation coefficient

Type of cosmic rays	“Projection width”	Pearson correlation coefficient
muon	1.425 ± 0.498	0.931 ± 0.058
“worms”	5.098 ± 2.025	0.734 ± 0.150

206

207 根据表1可以直观的看到muon和“worms”的区别。在“投影宽度”中，muon所对应的特
208 征值小，而“worms”的大；在Pearson相关系数中，由于muon呈线性使得在图像中muon所

209 对应的横纵坐标的线性相关程度更显著，对应的Pearson相关系数值更接近1，而“worms”
210 由于在图像中发生旋转有一定的弧度，其所对应的Pearson相关系数值较muon的更小。使用
211 凝聚层次算法从多张CCD图像中，随机选取2500个muon的位置索引信息和2500个不是muon
212 的其他宇宙线事件的位置索引信息作为数据样本。这5000个宇宙线事件的投影宽度和
213 Pearson相关系数的分布结果如图3(a)所示。在图3(a)的左上角处的muon和其他宇宙线事件不
214 能很好的区分；观测这部分特征值与muon相近的宇宙线事件发现该部分的宇宙线的pixel很
215 少，分析其Pearson相关系数和宇宙线事件个数见图3(b)。对于像素个数少的宇宙线事件只采
216 用投影宽度和Pearson相关系数探测muon会有一定的误差，因此探测muon时还需要考虑宇宙
217 线事件的像素个数（下文记为pixel）。

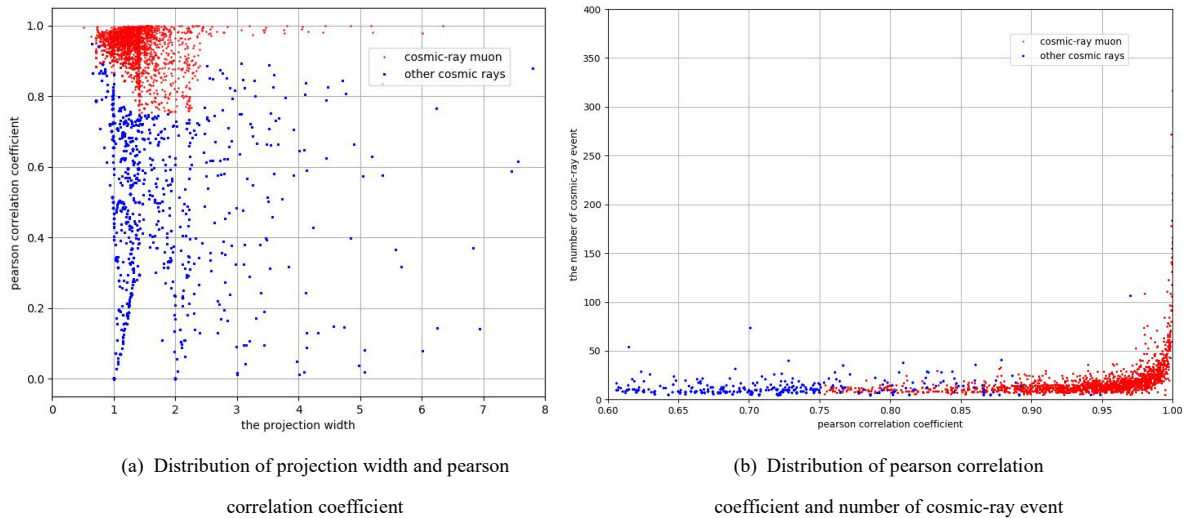


图3 不同特征值的分布结果
Fig.3 The distribution of different characteristic values

218
219 根据宇宙线事件特征值的不同分布，对宇宙线事件的特征值设定不同参数，对muon进行探
220 测。随机选取2500个muon和2500个不是muon的宇宙射线在CCD图像上的索引信息作为测试数
221 据集，设定不同的特征值参数对其中的muon进行探测，最后的探测结果如表2所示。表2显示
222 了探测muon结果的准确性，表中的第一列是对特征参数的设定，第二列显示的是正确探测
223 的muon个数，第三列表示探测的muon中错误分类的个数，第四列表征探测结果的正确性，
224 最后一列是探测结果的灵敏度（用于衡量该算法对muon的识别能力）。假设在整个数据集
225 中，muon的个数是 M ，非muon的宇宙线事件个数为 F 。在探测结果中，被正确探测为muon
226 的宇宙线事件个数为 TM ，被正确探测为非muon的宇宙线事件个数为 TF ，则探测结果的准确
227 率公式见式(9)，探测结果的灵敏度公式见式(10)。

表2 设定不同特征参数时，得到的muon探测结果

Tab.2 The results of cosmic-ray muon detection when setting different feature parameters

Condition about “Projection width”(chara2) , Pearson correlation coefficient(pear) and pixel	Numbers of muon detected correctly	Numbers of muon detected incorrectly	Accuracy	Sensitive
((pear>=0.75 and 0< chara2<2.4) or (pear>=0.97 and chara2≠0)) and pixel>5	2491	149	0.9684	0.9964
((pear>=0.75 and 0<chara2<2.4) or	2444	150	0.9588	0.9776

(pear>=0.95 and chara2≠0)) and pixel>6				
((pear>=0.8 and 0<chara2<2.2) or	2333	53	0.9560	0.9332
(pear>=0.97 and chara2≠0)) and pixel>6				
((pear>=0.75 and 0<chara2<2.4) or	2072	0	0.9144	0.8288
(pear>=0.97 and chara2≠0)) and pixel>8				
((pear>=0.8 and 0<chara2<2.2) or	1983	82	0.8802	0.7932
(pear>=0.97 and chara2≠0)) and pixel>8				

$$Accuracy = \frac{TM + TF}{M + F} \quad (9)$$

$$Sensitive = \frac{TM}{M} \quad (10)$$

从表2可以看出：当对“投影宽度”和Pearson相关系数和设定不同的阈值时，会得到不同的准确率；当特征值设定合适的阈值，可以有效地从宇宙线事件中探测muon。该方法的核心是特征参数的设定。在机器学习的过程中是通过对样本的反复测试从而对数据特征进行不断的更正，本文是通过统计和比较不同类型宇宙线事件的差异来确定muon的特征进而对muon进行探测。在探测muon的方法中存在的问题也是特征值的设定，如果特征参数值设定恰当，则最后的探测结果会更可观。

6 总结

本文探讨了一种简单有效地对CCD图像中的muon进行探测的方法。该方法使用聚类算法将图像中的宇宙线聚类成宇宙线事件，忽略了宇宙线在CCD图像的分布，从而更高效地处理数据。聚类得到宇宙事件后，通过特征提取以及宇宙线事件之间的形态差异对muon进行探测。在这个过程中，探测准确率依赖于特征参数的设定。这也是该方法还需要改进的地方，可以通过不断的统计和测试，设定更优的参数。同时，可以通过增加提取的特征进一步提高探测结果的准确性。

致谢：感谢中国科学院高能物理研究所的胡红波老师对宇宙线方面的理论知识提供大量的帮助。

参考文献：

- [1] 卢红, 赵琳. 西藏羊八井宇宙线国家科学观测研究站：历程、成就及建议[J]. 工程研究-跨学科视野中的工程, 2010, 2 (1) : 53-64
- [2] 钱祥利. 地下MUON探测器和表面闪烁体探测器的复合探测研究[C]. 山东：山东大学, 2016
- [3] 周志华. 机器学习[M]. 北京：清华大学出版社, 2016
- [4] Zhongrui Bai, Haotong Zhang, et al. Cosmic-Ray Rejection by Laplacian Edge Detection[J]. the Astronomical Society of the Pacific. 2017
- [5] Pieter G. van Dokkum. Cosmic-Ray Rejection by Laplacian Edge Detection[J]. 2001, PASP, 113, 1420
- [6] Don Groom. Cosmic Rays and Other Nonsense in Astronomical CCD Imagers[J]. Experimental Astronomy, 14(1):45-55, 2002

- [7] C. Li, Y. Diao, H. Ma and Y. Li, A Statistical PCA Method for Face Recognition[J]. Intelligent Information Technology Application, 2008, pp. 376-380.
- [8] Sasan Karamizadeh, Shahidan M. Abdullah. An Overview of Principal Component Analysis[J]. Journal of Signal and Information Processing, 2013, 4, 173-175
- [9] Leo Egghe, Loet Leydesdorff. The relation between Pearson's correlation coefficient r and Salton's cosine measure[J]. Journal of the American Society for Information Science & Technology, 2009
- [10] Cui, X. Q., Zhao, Y. H., Chu, Y. Q., et al. The Large Sky Area Multi-Object Fiber Spectroscopic Telescope (LAMOST)[J]. RAA, 12, 1197

Cosmic-ray Muon Detection Technology in CCD Image

Haixia Feng^{1,2,3}, Jianjun Chen^{1,3*}, Yongheng Zhao¹, Jianrong Deng¹

(1. National Astronomical Observatories, Chinese Academy of Science, Beijing 100101, China, Email: hxfg@nao.cas.cn;

2. Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China;

3. Key Laboratory of Optical Astronomy, National Astronomical Observatories, Chinese Academy of Science, Beijing 100101, China, Email: jjchen@nao.cas.cn)

Abstract: The cosmic rays in CCD image is formed by cosmic rays from outer space which pass through the atmosphere, collide with particles in the atmosphere and fall on the CCD panel finally. The cosmic-ray muon is the main component of cosmic rays. In order to study cosmic-ray muon changing along with time, the first project is to detect cosmic-ray muon of CCD images. Extracting the cosmic rays from CCD images by Laplacian edge detection, removing the bad pixel and noise from the extracted cosmic rays, then clustering the cosmic rays into cosmic rays event by AGglomerative NESTing, then extracting features of cosmic rays event and detecting cosmic-ray muon according to the extracted features. Finally, the result of the detecting cosmic-ray muon is summarized and analyzed. This paper introduces a easy and effective method to detect cosmic-ray muon in CCD image.

Key words: CCD; Cosmic-ray muon; Laplacian edge detection; AGglomerative NESTing; Features extract

*Corresponding author