Universidad de Buenos Aires

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales

Departamento de Física

# Reconstrucción de trazas de muones para la calibración espacial de sensores en búsqueda de materia oscura

Tesis de licenciatura en Ciencias Físicas

Camila Belén Martínez

Directores: Dr. Darío Rodrigues y Dra. Carla Bonifazi

Buenos Aires, 2025

**Tema:** Reconstrucción de trazas de muones para la calibración espacial de sensores en búsqueda de materia oscura.

**Área:** Física de partículas y altas energías.

**Estudiante:** Camila Belén Martínez.

**LU:** 326/17.

**Lugar de trabajo:** Laboratorio Argentino de Mediciones con Bajo umbral de Detección y sus Aplicaciones, Departamento de Física, Universidad de Buenos Aires.

**Director:** Dr. Dario Rodrigues.

**Codirector:** Dra. Carla Bonifazi.

**Inicio:** Marzo 2024.

**Finalización:** Marzo 2025.

**Fecha de defensa:** Marzo 2025.

| | |
|---|---|
| **AUTOR** | **JURADO 1** |
| **DIRECTOR** | **JURADO 2** |
| **PROFESOR DE TESIS** | **JURADO 3** |

# Resumen

La búsqueda de materia oscura es uno de los mayores desafíos en la física de partículas moderna y requiere técnicas de detección altamente sensibles. En este tipo de experimentos, los muones atmosféricos—generados por la interacción de los rayos cósmicos con la atmósfera terrestre—constituyen un fondo significativo. Si bien su identificación y posterior supresión es crucial para analizar señales de baja energía, estos muones también pueden emplearse como una herramienta para la calibración espacial de detectores dispuestos en paralelo.

En esta tesis, analizamos datos experimentales del experimento CONNIE, que consiste en un apilamiento vertical de dispositivos de carga acoplada (CCD, por sus siglas en inglés). Estos sensores de silicio están diseñados para mediciones de bajo ruido de lectura y son capaces de capturar imágenes de los depósitos de carga generados por partículas ionizantes que interactúan con el detector. Esto nos permite caracterizar eventos y construir catálogos de partículas de interés.

En este trabajo, extrajimos una muestra de alta pureza de muones atmosféricos, reconstruimos sus trayectorias y caracterizamos su distribución espacial. Con base en esto, desarrollamos una técnica de calibración espacial para determinar el desalineamiento entre sensores dispuestos en paralelo. En primer lugar, diseñamos un conjunto de cortes de selección que caracterizan las deposiciones de carga de los muones y las distinguen de eventos producidos por otras partículas.

Para validar nuestro análisis y evaluar el impacto de estos cortes, realizamos simulaciones Monte Carlo para generar datos sintéticos que emulan las imágenes experimentales, lo que nos permitió probar nuestras hipótesis y evaluar la efectividad de los criterios de selección aplicados en la muestra final. Con base en el catálogo de muones construido, diseñamos e implementamos un procedimiento de calibración espacial para los CCD basado en la identificación de coincidencias, es decir, la asociación de señales de muones en diferentes sensores. Utilizando estas coincidencias, determinamos el desalineamiento relativo entre dos de los detectores y cuantificamos su incertidumbre mediante un método iterativo de máxima verosimilitud. Este enfoque nos permitió lograr una calibración precisa con una incerteza menor a 45 micrómetros.

La técnica desarrollada es robusta y tiene aplicaciones directas en la mejora de la sensibilidad y la reducción de la contaminación del fondo en experimentos de detección de partículas de baja energía que buscan señales de materia oscura. En conclusión, esta tesis contribuye a los avances en la calibración espacial de detectores y proporciona herramientas metodológicas para mejorar la precisión de los experimentos de física de partículas.

# Abstract

The search for dark matter is one of the major challenges in modern particle physics and requires highly sensitive detection techniques. In this type of experiment, atmospheric muons—generated by the interaction of cosmic rays with the Earth's atmosphere—constitute a significant background. While their identification and subsequent suppression is crucial for analyzing low-energy signals, these muons can also be leveraged as a tool for the spatial calibration of parallelly arranged detectors.

In this thesis, we analyze experimental data from the CONNIE experiment, which consists of a vertical stack of charge-coupled devices (CCDs). These silicon sensors are designed for low readout noise measurements and are capable of capturing images of the charge deposits generated by ionizing particles interacting with the detector. This enables us to characterize events and build catalogs of particles of interest.

We extracted a high-purity sample of atmospheric muons, reconstructed their trajectories, and characterized their spatial distribution. Based on this, we developed a spatial calibration technique to determine the misalignment between parallelly arranged sensors. First, we designed a set of selection cuts that characterize the charge depositions of muons and distinguish them from events produced by other particles.

To validate our analysis and evaluate the impact of these cuts, we performed Monte Carlo simulations to generate synthetic data that emulate experimental images, allowing us to test our hypotheses and assess the effectiveness of the applied selection criteria on the final sample. Based on the constructed muon catalog, we designed and implemented a spatial calibration procedure for the CCDs based on the identification of coincidences, i.e., the association of muon signals across different sensors. Using these coincidences, we determine the relative misalignment between two of the detectors and quantified its uncertainty through an iterative maximum likelihood method. This approach enabled us to achieve precise calibration with an uncertainty below 45 micrometers.

The developed technique is robust and has direct applications in improving sensitivity and reducing background contamination in low-energy particle detection experiments searching for dark matter signals. In conclusion, this thesis contributes to advancements in detector spatial calibration and provides methodological tools to enhance the precision of particle physics experiments.

# Agradecimientos

A Darío y Carla, por su invaluable tiempo. Estoy muy orgullosa de haber hecho mi tesis con ustedes, la sabiduría por unidad de tiempo que me transmitieron no tiene igual. Son dos enormes científicos ocupadísimos que además son grandes personas y les interesa el bienestar y progreso de sus alumnos. Además de enseñarme muchísimas cosas y darme oportunidades, lo más importante es que me hicieron sentir acompañada, en el sensible proceso que es creer (ahora entiendo que equivocadamente) que estás resumiendo toda tu carrera -y vida- en este pdf.

A los chicos de Lambda, un espacio que recomiendo habitar. Imprescindible que se haya construido una comunidad de diálogo, poder discutir entre nosotros las cosas que vamos aprendiendo y ayudarnos cuando nos frustramos. Quiero mencionar especialmente a Eliana que supo verme horas tratando que de bien un solo histograma y (quiso) enseñarme a que deje ir. En algún momento lo implementaré.

A mi mamá y mi papá, literalmente por todo. Me dieron todas las facilidades que estuvieron a su alcance desde sus alarmantes 23 años. Cultivaron en mí la mayoría de las cosas lindas que me componen y mi vida no sería la misma sin las herramientas que me dieron y su apoyo incondicional. Gracias por no obligarme a estudiar derecho.

A mi hermana Tania, por crecer al lado mío (desde que arrancó al menos). Por todo el camino que fuimos haciendo cada vez más juntas a medida que fue convirtiéndose en un no-bebé. Por leer mi resumen de tesis cuando estabas aprendiendo MRUV.

A mi novio Maxi, por acompañarme en todos los sentidos posibles. Por entender y acordarse de qué va mi tesis (y mi labo 6y7) a pesar de especializarse en el trombón. No hay dudas de que este proceso fue muchísimo más fácil gracias a la dicha de vivir juntos. Ya una con ser amada es feliz, pero el apoyo emocional (y gastronómico) que me brindaste en las miles de ocasiones donde sentía que no podía con todo fue primordial. Por lograr que no me quiebre, ya que ante un código que no corre a la vez número mil, puedo decir que al menos me ama alguien increíble. Viviré otro día.

Al amigo de mi vida Lauti, por ser mi coprotagonista. Hizo mi vida tremendamente más divertida, habitó por demás Ciudad Universitaria a pesar de nunca haber estudiado nada ahí. No es tan difícil emprender este tipo de desafíos sabiendo que puedo acudir a él en caso de fatal frustración. A Luciana, mi primer compa de banco, por apoyarme desde literalmente el minuto uno de mi educación, por su fe inquebrantable en mí.

A todos mis amigos de la facu desde el cbc (antes de cristo) hasta este último año. Cursar con gente que te hace reir todos los días es un motor importantísimo. Preparar parciales y finales juntos, discutir miles de ejercicios, ayudarnos desinteresadamente por-

que lo importante es que a todos nos vaya bien. Exactas es una comunidad hermosa y me llevo montones de amigos y colegas. Es grato saber que en la ciencia e industria va a haber gente así de buena, en calidad técnica y humana. Y es gracioso haberlos visto en estados totalmente deplorables, que uno imagina incompatibles con la sabiduría griega que después manejan en sus exposiciones. El mayor exponente de tal fenómeno es mi amigo Pau, a quien conocí en cálculo numérico y ahora llamo por teléfono cuando estoy triste. Mi ejemplar compa de labo que me brindó una amistad incondicional, un oído, un interés genuino por mi bienestar, incontables resúmenes, realmente lo único que no puede darme es llegar a horario.

A mis amigos no exactenses, totalmente imprescindibles para no enloquecer. De la vida, la secu, teatro, cerámica. Todo importantísimo porque esta carrera sucedió también a lo largo de mis veintis, y puedo decir que a pesar de hacer una carrera exigente y complicada la pasé increíble gracias a todas las anécdotas que tenemos juntos.

A mis compas del laburo, que si nuestro laboratorio no fuese The Office (a razón de una broma diaria) la tragedia de trabajar a la par de la carrera hubiese sido mucho más insoportable.

Al movimiento estudiantil y obrero que hizo posible que este país tenga una universidad pública, laica y de calidad. Es singular la posibilidad que tenemos de acceder a las herramientas que nos da el conocimiento quienes de otra manera, en otras condiciones, no hubiésemos podido tomar este camino. Al sistema científico argentino (sus trabajadores y trabajadoras) por resistir a todos los ataques, por inspirar a miles de jóvenes como yo y mostrarnos que no hay que jugar ajedrez a los cinco años para lograr algún día ser un científico.

> "La ciencia, la técnica y la investigación son la base de la salud, bienestar, riqueza, poder e independencia de los pueblos modernos. Hay quienes creen que la investigación científica es un lujo o un entretenimiento interesante pero dispensable. Grave error, es una necesidad urgente, inmediata e ineludible para adelantar. La disyuntiva es clara, o bien se cultiva la ciencia, la técnica y la investigación y el país es próspero, poderoso y adelanta; o bien no se la práctica debidamente y el país se estanca y retrocede, vive en la pobreza y la mediocridad. Los países ricos lo son porque dedican dinero al desarrollo científico tecnológico. Y los países pobres lo siguen siendo si no lo hacen. La ciencia no es cara, cara es la ignorancia."
>
> *Bernardo Houssay*

# Índice general

**1. Introducción** **11**

1.1. Muones atmosféricos . . . . . 11

1.2. Dispositivos de Carga Acoplada (CCD) . . . . . 14

1.3. Técnicas de reconstrucción de trazas de muones . . . . . 18

1.4. Estadística en la física de partículas . . . . . 20

1.5. Lineamientos, estructura y objetivos . . . . . 23

**2. El experimento CONNIE** **25**

2.1. Montaje experimental y procesamiento de datos . . . . . 25

**3. Caracterización de eventos producidos por partículas ionizantes** **30**

3.1. Identificación y clasificación . . . . . 30

3.2. Selección de eventos muónicos . . . . . 32

**4. Fabricación de datos sintéticos** **41**

4.1. Diseño de la simulación . . . . . 41

4.2. Compatibilidad con los datos experimentales . . . . . 44

**5. Reconstrucción de la trayectoria de muones y calibración espacial** **50**

5.1. Selección de coincidencias . . . . . 50

5.2. Determinación del desalineamiento entre sensores . . . . . 53

5.2.1. Estrategia iterativa de barrido en el espacio de parámetros . . . . . 53

5.2.2. Modelado y estimación de máxima verosimilitud . . . . . 57

**6. Conclusiones** **64**

**A. La distribución de Rayleigh como propuesta de mejora** **67**

# 1 Introducción

En este capítulo describimos los conocimientos previos necesarios para la comprensión de esta tesis. Abordamos los canales de producción de los muones atmosféricos que alcanzan la superficie terrestre y el interés científico que tiene su estudio. Describimos el funcionamiento de los dispositivos de detección utilizados por el experimento (CONNIE) [1] cuyos datos analizamos en esta tesis. Presentamos el uso de los muones en técnicas de seguimiento en el contexto científico actual. Las mismas requieren un robusto análisis estadístico, por lo que introducimos herramientas de estadística en física de partículas que son esenciales para interpretar los resultados experimentales y validar las hipótesis planteadas. Damos un breve contexto histórico y científico para enmarcar el trabajo y detallamos la organización general del mismo. También detallamos los lineamientos, motivaciones y objetivos del trabajo.

## 1.1. Muones atmosféricos

Los muones atmosféricos son partículas fundamentales en el estudio de los rayos cósmicos y su interacción con la atmósfera terrestre. Los rayos cósmicos son partículas de alta energía que provienen tanto del Sol como de fuentes galácticas y extragalácticas. La fracción solar, compuesta principalmente por protones que viajan a velocidades relativistas impulsados por procesos en la corona solar, tienen energías que se encuentran en el rango de los 10 MeV a 10 GeV, mientras que los rayos cósmicos galácticos tienen energías mucho mayores, con energías en el orden de los TeV y hasta los cientos de PeV. Al ingresar en la atmósfera terrestre los rayos cósmicos primarios interactúan con los núcleos de los átomos del aire (principalmente nitrógeno y oxígeno), desencadenando una serie de interacciones que producen cascadas de partículas secundarias en lo denominado lluvias atmosféricas. Esto sucede aproximadamente a 30 km de la superficie[2]. En la primera etapa se generan mayormente piones ($\pi$) y kaones ($\mathcal{K}$). Los piones cargados constituyen una fuente principal de muones ($\mu$) a nivel de la superficie terrestre. Alrededor del 99.99 % de los piones cargados decae en un muon y un neutrino muónico, siendo este el canal dominante, típicamente a 15 km de la superficie:

$$\pi^+ \to \mu^+ + \nu_\mu,$$
$$\pi^- \to \mu^- + \bar{\nu}_\mu.$$

Existe también un canal electrónico (aproximadamente 0.01 %), pero está fuertemente suprimido dada la helicidad y la diferencia de masas entre el electrón y el muon. Los kaones

también resultan en una fuente de muones en la superficie pero con una contribución menor, el 63.5 % de sus desintegraciones resultan en el siguiente canal leptónico

$$K^+ \to \mu^+ + \nu_\mu,$$
$$K^- \to \mu^- + \bar{\nu}_\mu.$$

De esta manera los muones, al tener velocidades relativistas (tiene una vida media en reposo de 2.2 $\mu$s) con energías del orden de al menos cientos de MeV, llegan en abundancia hasta la superficie terrestre y por lo tanto constituyen un fondo en mediciones de física de partículas, especialmente si se estudian fenómenos que tienen una tasa baja de eventos o una señal muy débil. En la figura 1.1 presentamos un esquema de la cascada de partículas subatómicas originadas por la acción de rayos cósmicos primarios sobre la atmósfera, donde vemos el canal de producción descrito para muones que llegan hasta la superficie terrestre.

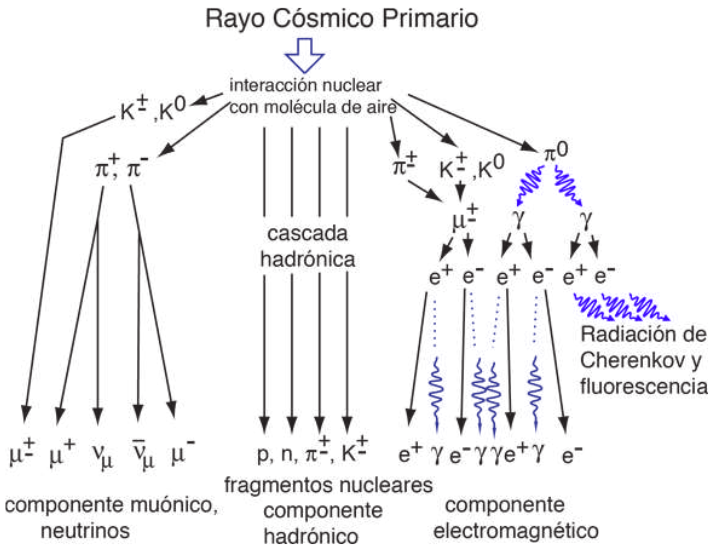



Figura 1.1: Esquema de las lluvias atmosféricas generadas por la interacción de rayos cósmicos primarios con la atmósfera terrestre. Figura extraída de [3].

El flujo incidente de muones atmosféricos tiene una distribución angular característica. Considerando $\theta$ como el ángulo cenital, medido con respecto a la vertical, la distribución de dicha variable aleatoria es consistente estadísticamente con una dependencia de $cos^2(\theta)$ [4]:

$$I(\theta) = I_0 cos^2(\theta), \quad \theta \in [0, \frac{\pi}{2}]. \tag{1.1}$$

Esta relación surge debido a la geometría de interacción que los genera: los muones que sean producidos verticalmente, con un ángulo $\theta = 0$, serán los que menos distancia deban recorrer hasta alcanzar la superficie. A medida que el ángulo aumenta, la distancia que debe atravesar por la atmósfera aumenta proporcionalmente a $cos^{-1}(\theta)$, y se eleva entonces la probabilidad de decaimiento o absorción de la partícula. Con respecto al ángulo azimutal, en colisiones hadrónicas la distribución resulta simétrica alrededor del eje, por lo cual no hay valores privilegiados y tendrá una distribución uniforme.

El estudio de este tipo de partículas tiene aplicaciones fundamentales en distintos campos. Mencionaremos brevemente su interés en la física de neutrinos y la física solar. La

producción de muones atmosféricos está acompañada por la de neutrinos de alta energía. Estos neutrinos son cruciales en el estudio de las oscilaciones de neutrinos, es decir, el cambio de sabor que experimentan al propagarse, un fenómeno que evidencia que poseen masa y constituye un modelo de física más allá del Modelo Estándar. El flujo de muones atmosféricos proporciona una referencia valiosa, ya que permite estimar el flujo inicial de neutrinos y calibrar con precisión los detectores utilizados en experimentos dedicados al estudio de este área, como IceCube [5] y Super-Kamiokande [6].

Por otra parte, el flujo de rayos cósmicos varía con los ciclos de actividad solar que constan de aproximadamente 11 años. Durante los máximos solares, el campo magnético del Sol y el viento solar tienden a desviar parte de los rayos cósmicos galácticos, reduciendo su llegada a la Tierra; mientras que en los mínimos solares, hay menos atenuación y el flujo aumenta [7]. Se pueden observar disminuciones rápidas en la intensidad de los rayos cósmicos galácticos, conocidas como disminuciones de Forbush. Éstas ocurren después de una eyección de masa coronal debido al campo magnético del viento solar que desvía una porción de los rayos cósmicos galácticos fuera de la Tierra [8]. Además de esta variabilidad temporal, existen regiones específicas de la Tierra donde la precipitación de partículas es anormalmente alta, como en la Anomalía del Atlántico Sur (SAA, por sus siglas en inglés). El centro de esta anomalía está ubicado en el sur de Brasil, en coordenadas ecuatoriales 26°S y 52°W, y es producida por una depresión del campo magnético terrestre debido al desplazamiento excéntrico del centro del campo magnético en relación al centro geográfico de la Tierra [9]. Al medir y correlacionar la intensidad de los muones a lo largo del tiempo, es posible estudiar la evolución de los ciclos solares y entender mejor cómo influye la variación del campo magnético solar en el clima espacial.

En la siguiente sección describiremos el funcionamiento de los dispositivos de carga acoplada (CCD, por sus siglas en inglés) en la detección de partículas. Éstos resultan especialmente útiles para mediciones con alta precisión y bajo umbral de energía, y con ellos se tomaron las mediciones que analizaremos a lo largo de esta tesis.

## 1.2. Dispositivos de Carga Acoplada (CCD)

Los CCD fueron inventados en 1969 por Willard Boyle y George E. Smith originalmente como iniciativa frente a la necesidad de un dispositivo de almacenamiento de memoria que sea más eficiente que las tecnologías existentes en ese momento, como las memoria de burbuja (*bubble magnetic memory*)[10]. Aprovechando el alza en el uso de los semiconductores en la electrónica dada la invención del transistor, buscaron aprovechar las propiedades de este tipo de materiales para lograr almacenar carga eléctrica en celdas y transferirlas espacialmente de manera controlada sin destruirla. Se hizo evidente su uso para la captura de imágenes en el ámbito científico, particularmente para la parte del espectro de rayos X y en astronomía del espacio. El experimento CONNIE [1] cuyos datos se analizan en esta tesis utiliza este tipo de detector como se explicará con detalle en el capítulo 2.

Los CCDs se componen esencialmente de dos elementos importantes: la juntura $p-n$ de silicio y los capacitores MOS (Metal Óxido Semiconductor). El silicio tiene un *band gap* (es decir, una diferencia entre la energía de la banda de valencia y la conducción) de 1.1 eV. Esta es la energía que debe ser superada para promover un electrón de la capa de valencia (generando un "hueco") a la de conducción. Este *band gap* resulta lo suficientemente pequeño para que, los electrones en la banda de valencia puedan ser promovidos a la banda de conducción en grandes cantidades. Este fenómeno hace que el material presente una conductividad eléctrica muy alta, similar a la de un metal. Esto es beneficioso dado que al incrustar en el cristal a un dopante, la energía de unión resulta menor a dicha diferencia de energía. Durante la fabricación de un CCD se manipula el dopaje para obtener una juntura $p-n$, y se busca tener una zona de depleción lo más extendida posible. Esto se logra aplicándole un voltaje, cuidando que no resulte tan alto como para generar cortocircuitos.

Sobre el mismo sustrato se crece una capa de $SiO_2$ a través de oxidación térmica y sobre la misma un material conductor para constituir la estructura MOS antes mencionada. En general se utiliza polisilicio (silicio policristalino) para este fin dada su alta conductividad. Incluyendo una conexión a tierra en el reverso del sustrato, se puede aplicar una tensión sobre la capa de óxido para obtener un campo eléctrico a lo largo del material, creando una zona sin portadores de carga en la interfaz [11]. El campo generado será entonces capaz de arrastrar los electrones que se generen en dicha capa. Éstos pueden aparecer a través de una ionización del material por partículas que lo atraviesen con energía superior a la del *band gap* desencadenando el efecto fotoeléctrico. Es así que el CCD es capaz de almacenar carga en el espacio denominado como área activa. Recordamos que para aprovechar toda la masa del dispositivo -y no solo dicha interfaz- es necesario aplicar un voltaje *bias* lo suficientemente alto para generar una depleción total en cada píxel. Ésto resulta de especial importancia en experimentos de búsqueda de materia oscura, ya que se benefician de aumentar la masa del dispositivo. Teniendo una resistividad alta en el sustrato (poco dopaje) se logra evitar cortocircuitos [12]. Se puede visualizar esta estructura en el esquema de la figura 1.2.

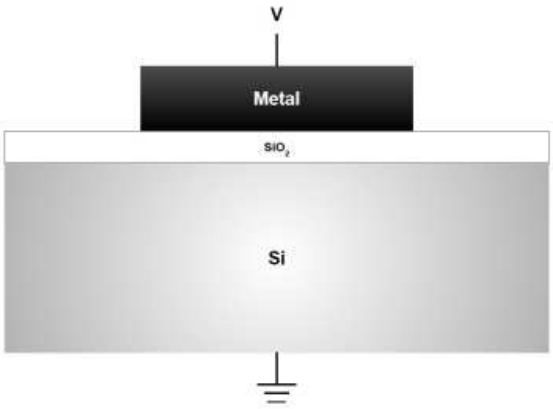



Figura 1.2: Esquema de un capacitor MOS, elemento primordial para el funcionamiento de los CCDs.

Con respecto a la transferencia de carga en este tipo de dispositivos, mostramos un esquema en la figura 1.3. Los CCDs consisten en una disposición bidimensional de capacitores MOS acoplados, constituyendo píxeles. Cada píxel tiene electrodos metálicos sobre la capa de óxido de silicio, que actúa como aislante. Estos electrodos se conectan a señales (denominadas *clocks*) que controlan los voltajes aplicados.

Al aplicar un voltaje a un electrodo se crea un pozo de potencial en el silicio debajo de él. Este pozo actúa como una trampa para los electrones (marcados con una X en la figura 1.3), por lo cual alternando consecutivamente en el espacio la tensión aplicada se puede mover la carga en una dirección para su eventual lectura. Este proceso consta de un sistema de tres fases: se aplican secuencialmente en el espacio distintos potenciales eléctricos ($\phi_1, \phi_2, \phi_3$) sobre cada píxel del área activa, teniendo un ciclo entero de voltajes cada tres capacitores en este diagrama en particular. Se observa una transferencia de carga desde el tiempo $t_1$ hasta el $t_6$. Vemos que todos los electrones se mantienen siempre en el mismo paquete, pudiendo luego realizar una lectura que se corresponda con el estado inicial de los mismos.

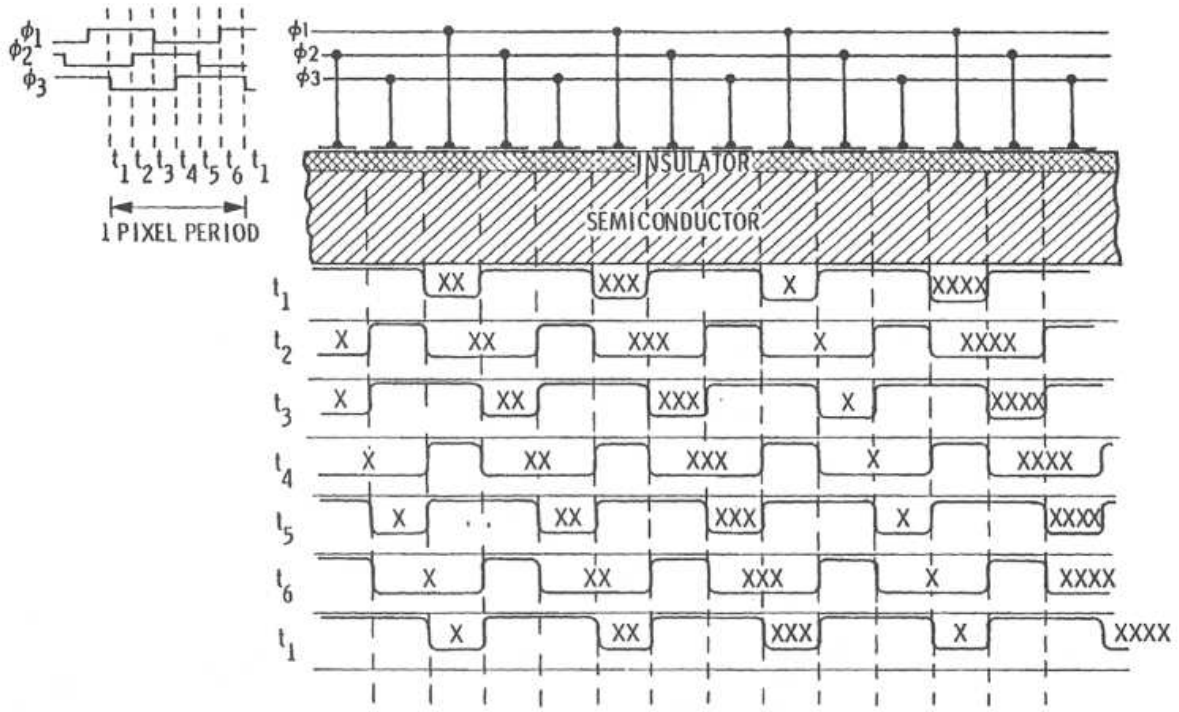



Figura 1.3: Transferencia de carga en un CCD esquematizada: se visualizan los distintos pozos de potencial (generados por $\phi_{1,2,3}$) que al alternar su valor permiten el movimiento secuencial de los paquetes de carga hacia la zona deseada, considerando que la dirección está dada por los valores de estos voltajes aplicados. Figura extraída de [10].

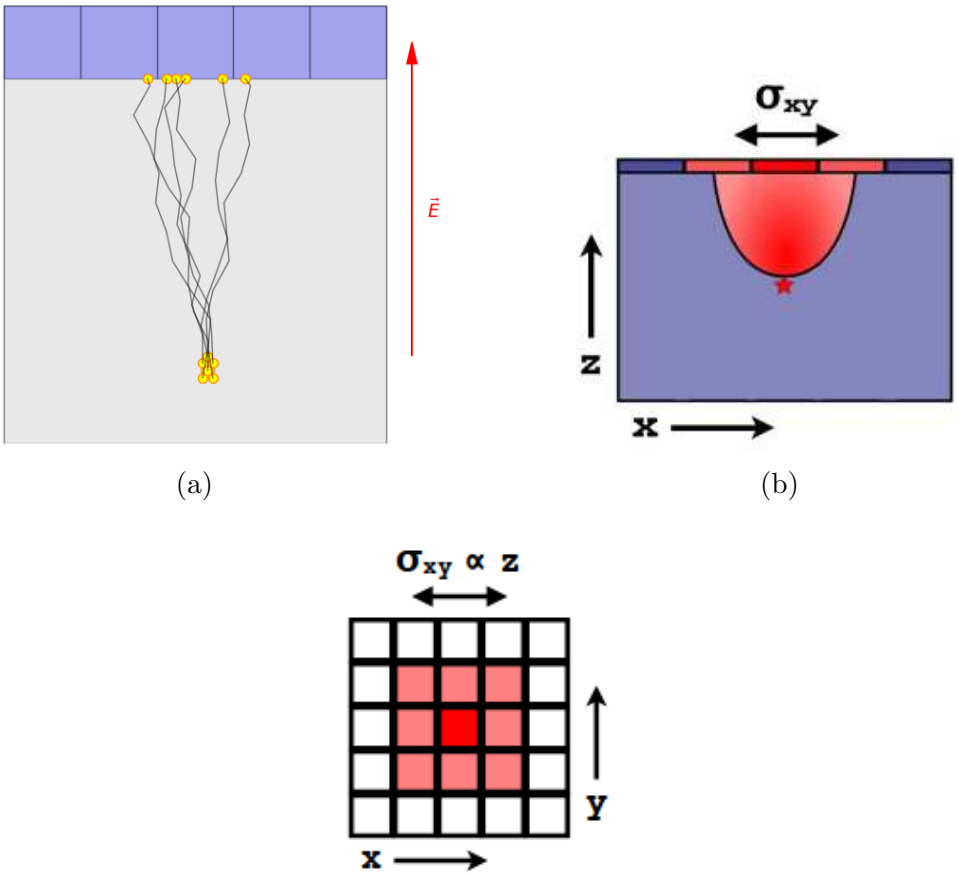
En lo descrito anteriormente se esquematizó el movimiento de carga a lo largo de los píxeles en la superficie del detector, sin embargo debemos profundizar en cómo se traslada la carga desde la posición en el sustrato donde se produce la ionización (por radiación incidente) hasta dicha superficie.

La posición inicial puede considerarse puntual debido a que tiene un tamaño característico de menos de 1 $\mu$m. Por efecto del campo eléctrico aplicado, los portadores de carga ascienden hasta la superficie. Sin embargo, la trayectoria no resulta lineal hasta el píxel que tienen verticalmente por encima, sino que atraviesan un proceso de difusión, pudiendo esparcirse a píxeles aledaños [13].

Las cargas realizan su trayectoria ascendente hasta la zona de colección de carga con un movimiento browniano o *random walk* como se puede visualizar en la figura 1.4a. Esto es consecuencia de la repulsión eléctrica de Coulomb y efectos dados por la red de fonones que presenta el material [14]. Podemos observar en la figura que la mayor parte del paquete termina en el píxel superior a él y algunos electrones en de los píxeles vecinos. La distribución de la carga en la superficie se describe con una gaussiana bivariada cuyo centro es la posición inicial del evento y su desviación estándar está bien estudiada y será abordada con detalle en la sección 4. Podemos ver la campana en la figura 1.4b. Este proceso genera trazas menos definidas para las partículas incidentes, ya que aumenta artificialmente su grosor. En la figura 1.4c observamos el efecto de deslocalización. Queda claro que la dispersión será proporcional a la profundidad del impacto dado que a menor trayecto que recorrer menos posibilidad de poblar píxeles vecinos. Este proceso resulta

órdenes de magnitud más rápido (tiempos de algunos nanosegundos) que la transferencia secuencial píxel a píxel (algunos microsegundos).

El voltaje que se aplica al sustrato (70 V en el experimento CONNIE [1]) hace que el tiempo que los electrones tardan en alcanzar la velocidad de deriva sea despreciable. La velocidad de deriva es proporcional a la movilidad de los electrones en el silicio ($\mu = 1350\frac{\text{cm}^2\text{s}}{\text{V}}$) [10] y al voltaje. De esta manera el electrón moviéndose a esa velocidad alcanza rápidamente la superficie del detector ya que $t \propto \frac{1}{\mu V}$.




(a) (b)

(c)

Figura 1.4: Efecto de difusión de la carga: movimiento browniano que realiza cada portador del paquete de carga depositado en la posición inicial, hasta los píxeles de la superficie. (a) Esquema de las trayectorias en negro de los electrones excitados en la posición inicial y su movimiento browniano hasta la superficie, depositando carga en distintos píxeles. (b) Campana y población de múltiples píxeles. (c) Vista de frente a la superficie para mostrar la expansión del área que ocupa el evento en la imagen, que veremos en la lectura. Las últimas dos figuras fueron extraídas de [15].

Luego de que los paquetes de carga migren hacia la superficie comienza la secuencia de transferencia de carga como se esquematizó en la figura 1.3. Se realiza primero una transferencia a través del denominado registro paralelo aplicando los distintos voltajes a los electrodos de los píxeles verticales (columnas) manteniendo los horizontales (filas) a un voltaje constante, de manera secuencial. Una vez completada la transferencia vertical, las cargas generadas en la fila superior se almacenan en el registro serial u horizontal.

Allí comienza la transferencia horizontal hasta el sistema de salida, denominado nodo de sensado, que colecta la carga para luego realizar la conversión de cantidad de portadores de carga a una señal de voltaje permitiendo la posterior digitalización y lectura. Todos los píxeles (16 Mpx en el experimento CONNIE [1]) son leídos secuencialmente por un único amplificador. Este movimiento se visualiza en la figura 1.5. Como resultado de una medición utilizando un CCD se obtiene una imagen discreta con información de la carga depositada por las distintas partículas incidentes en el sensor.

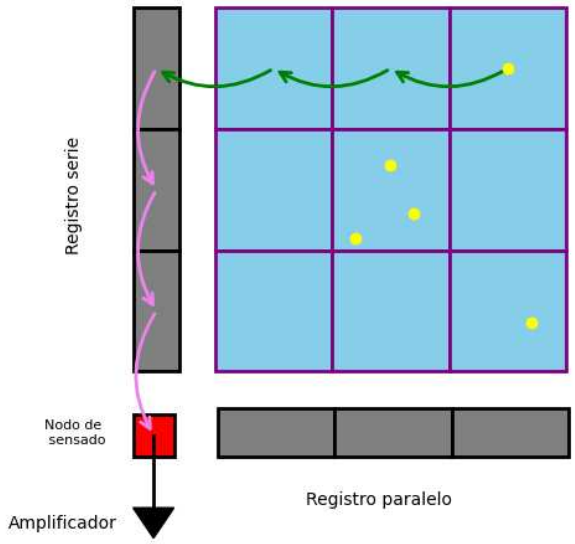



Figura 1.5: Esquema del movimiento de la carga en un CCD: se visualiza con flechas el camino que hace el electrón señalado. La carga en primer lugar es depositada en el píxel por una partícula ionizante que interactúa con el sensor (o es generada por eventos como la corriente oscura). La secuencia de transferencia de carga comienza con el movimiento horizontal con el registro paralelo (flechas verdes) hasta llegar al registro serie, para ser transferido verticalmente (flechas violetas) hacia el nodo de sensado, donde luego pasa por un amplificador de señal.

## 1.3. Técnicas de reconstrucción de trazas de muones

Reconstruir con precisión las trayectorias de partículas cargadas a través de detectores es una herramienta fundamental en la física de partículas, ya que tiene utilidad por fuera de la caracterización de las partículas medidas: la calibración espacial de sistemas de sensores dedicados a la búsqueda de partículas exóticas.

La reconstrucción de trazas de muones es particularmente útil debido a que sus trayectorias son esencialmente rectilíneas. Esto es consecuencia de que su masa es 200 veces mayor que la de los electrones y que, debido a su energía relativista, del orden de los GeV, se encuentran en el régimen de partículas de ionización mínima, o MIP (por sus siglas en inglés). En un experimento que posea detectores dispuestos en planos paralelos, es esencial la calibración espacial precisa. Cuando un muon atraviesa un detector pixeleado produce un depósito de carga, y al comparar las posiciones de las trazas en los distintos detectores es posible determinar el alineamiento relativo de estos.

Este tipo de técnicas tiene la ventaja de reducir drásticamente el fondo en una medición. Al seguir una trayectoria a lo largo de múltiples detectores, la probabilidad de tener un falso positivo debido al fondo se hace cada vez menor (al aumentar la cantidad de detectores a considerar) lo cual es fundamental para discernir un depósito de carga producido por corriente oscura o ruido de lectura. Esto es de particular relevancia en experimentos donde las señales buscadas son débiles, como es el caso de partículas exóticas y materia oscura liviana. Un ejemplo de interés son las partículas de carga fraccionaria como la millicharged particle (mCP) que son un candidato a materia oscura en el contexto de la física más allá del modelo estándar. Recientemente, los experimentos CONNIE y Atucha-II colaboraron para buscar mCPs producidas en reactores nucleares utilizando detectores Skipper-CCD. Los Skipper-CCDs son una variante avanzada de los CCDs tradicionales que permiten realizar múltiples muestreos no destructivos de la carga en cada píxel. Esto reduce el ruido de lectura en $\sqrt{N}$, donde $N$ es el número de muestras, lo que les permite alcanzar una sensibilidad de un solo electrón. En su trabajo conjunto, CONNIE y Atucha-II establecieron límites de exclusión líderes en un amplio rango de masas (desde 1 eV hasta 700 keV) [16].

Por otro lado, el experimento Oscura, ubicado en Fermilab, está diseñado para buscar mCPs y otras partículas exóticas utilizando el haz NuMI (*Neutrinos at the Main Injector*). El haz NuMI es una fuente intensa de protones de alta energía (120 GeV) que colisionan con un blanco fijo, produciendo una variedad de partículas, incluyendo neutrinos y posibles mCPs. Los detectores son Skipper-CCDs encapsulados en módulos multi-chip (MCM), donde cada MCM consiste en un montaje plano de 16 detectores, y a su vez los MCM están dispuestos en súper módulos (SM) que almacenan 16 MCM cada uno. El experimento constará de 10 SM lo que permitirá una detección altamente sensible de trazas de partículas. Los SM están dispuestos en una configuración cilíndrica, con los MCM alineados en planos paralelos para maximizar la capacidad de reconstrucción de trazas. Oscura planea utilizar 1 kg de Skipper-CCDs en su fase inicial, denominada *Oscura Integration Test* (OIT), con el objetivo de escalar a 10 kg de detectores en su configuración final [17].

## 1.4. Estadística en la física de partículas

En física de partículas el tratamiento estadístico de los resultados es crucial, especialmente en experimentos donde las señales a detectar son extremadamente débiles, como en la búsqueda de neutrinos o materia oscura liviana. Para distinguir eficazmente la señal del ruido o del fondo experimental es fundamental contar con herramientas estadísticas robustas.

Muchos de estos experimentos involucran procesos que pueden modelarse mediante distribuciones de Poisson, caracterizados por una gran cantidad de intentos de interacción independientes ($n \to \infty$) y una baja probabilidad de detección de los mismos ($p \to 0$) de tal modo que su media se mantiene constante, $\mu = np = cte$.

Un ejemplo típico es la detección de partículas en colisionadores: tras una colisión se genera un elevado número de partículas $N$ pero solo una fracción $n$ es registrada por el detector, determinada por su eficiencia o probabilidad de detección $p$. Las variable aleatoria $n$ sigue entonces una distribución de Poisson. En particular, para histogramas de variables aleatorias, las cuentas en cada bin pueden modelarse también mediante una distribución de Poisson. A medida que el número de bines aumenta, la probabilidad de que un evento caiga en un bin específico disminuye; si los bines están lo suficientemente poblados, el conteo en ese intervalo sigue un régimen poissoneano.

Una vez que proponemos una función de densidad de probabilidad para los datos que medimos experimentalmente, es decir, nuestra hipótesis nula, debemos evaluar la calidad del ajuste de ese modelo teórico con las observaciones. Una métrica fundamental para cuantificar las discrepancias es el estadístico $\chi^2$, que se calcula según la ecuación 1.2,

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{N} \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \tag{1.2}$$

donde $O_i$ representa las cuentas observadas en el bin $i$, $E_i$ es el valor esperado según el modelo teórico y $N$ es el número total de bines. Cada valor de $\chi^2$ obtenido en un experimento es una realización de la distribución $\chi^2$ con un número de grados de libertad dado por $\nu = N - k$, donde $k$ es la cantidad de parámetros ajustables del modelo. El valor de $\chi^2$ depende de la cantidad de grados de libertad del sistema: a mayor cantidad de grados de libertad, se espera un valor de $\chi^2$ más alto en promedio ya que $\langle \chi^2 \rangle = \nu$. Se suele trabajar con el $\chi^2$ reducido definido según la ecuación 1.3:

$$\chi^2_{\text{red}} = \frac{\chi^2}{\nu} \tag{1.3}$$

Un valor de $\chi^2_{\text{red}}$ cercano a 1 indica que el modelo describe bien los datos dentro de las incertidumbres esperadas. Valores significativamente menores a 1 pueden sugerir errores sobreestimados, mientras que valores mayores a 1 indican que el modelo no captura toda la variabilidad de los datos. En este contexto, la desviación estándar de la variable aleatoria $\chi^2_{\text{red}}$ dada por la ecuación 1.4 da una medida de qué tanto nos podemos alejar de 1 sin rechazar el ajuste.

$$\sigma = \sqrt{\frac{2}{\nu}} \tag{1.4}$$

Siguiendo esta línea, para evaluar cuan probable es obtener un valor de $\chi^2$ igual o mayor al observado ($\chi^2_{\text{obs}}$) bajo la hipótesis nula de que el modelo se ajusta correctamente a los datos, se calcula el p-valor. Este se define como el área a la derecha del $\chi^2_{\text{obs}}$ (ecuación 1.5).

$$p - valor = \int_{\chi^2_{\text{obs}}}^{\infty} f(\chi^2; \nu) d\chi^2 \tag{1.5}$$

Un p-valor pequeño indica que el valor observado de $\chi^2$ es altamente improbable si la hipótesis nula es cierta, lo que sugiere que el modelo teórico no representa adecuadamente los datos y se puede rechazar la hipótesis nula. Típicamente se toma un umbral de significancia del 5 % ($p < 0.05$), sin embargo esto depende del contexto del experimento. Se debe evaluar la posibilidad de cometer un error de tipo 1 (rechazar una hipótesis nula cuando es cierta) con la de cometer un error de tipo 2 (aceptar una hipótesis nula cuando es falsa) a través de un test de hipótesis. Dada una distribución de probabilidad $f$, que depende de los parámetros $\theta$, propuesta para modelar las observaciones $x_i$, la verosimilitud es la probabilidad conjunta de todas ellas,

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}|\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i|\theta), \tag{1.6}$$

donde dado que la función de probabilidad está normalizada en todo el espacio de muestreo, también lo estará la verosimilitud para cualquier valor de los parámetros $\theta$,

$$\int_{\Omega} \mathcal{L}(\mathbf{x}|\theta)\ d\mathbf{x} = 1. \tag{1.7}$$

Por lo tanto el problema es ahora encontrar qué parámetros $\hat{\theta}$ hacen que la verosimilitud sea máxima, dado que éstos hacen que los datos observados sean los más probables bajo el modelo propuesto. En el caso de que la verosimilitud sea doblemente diferenciable con respecto a los parámetros, el valor deseado se puede hallar resolviendo:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{x}|\theta)}{\partial \theta} = \frac{\partial}{\partial \theta} \prod_{i=1}^{n} f(x_i|\theta) = 0 \tag{1.8}$$

con la condición:

$$\left.\frac{\partial^2 \mathcal{L}(\mathbf{x}|\theta)}{\partial \theta^2}\right|_{\theta=\hat{\theta}} = \left.\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \prod_{i=1}^{n} f(x_i|\theta)\right|_{\theta=\hat{\theta}} < 0, \tag{1.9}$$

como comúnmente se procede en la optimización de funciones. Considerando que el máximo de una función y su logaritmo ocurren para el mismo valor de los parámetros, podemos resolver la ecuación 1.10.

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \log \mathcal{L}(\mathbf{x}|\theta) = \frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{i=1}^{n} \log f(x_i|\theta) = 0. \tag{1.10}$$

Además de la ventaja matemática, definiendo al estimador $\mathcal{Q} = -2 \log \mathcal{L}$ podemos hacer uso del teorema de Wilks [18]. Éste nos provee una distribución asintótica para dicho estimador: cuando el número de realizaciones tiende a infinito, $\mathcal{Q}$ tiene una distribución $\chi^2_k$ donde los grados de libertad $k$ son la cantidad de parámetros de los que depende la función $f$ que se propone para modelar a las observaciones. Con respecto a la dependencia

funcional con los parámetros $\theta$, en una dimensión, al aumentar las realizaciones la verosimilitud tiende a ser una gaussiana centrada en el valor que la maximiza, $\hat{\theta}$. Entonces, el estimador $\mathcal{Q}$ tiende a ser cuadrático, con eje de simetría en $\hat{\theta}$.

En el caso unidimensional podemos estimar el error en el parámetro según el nivel de confianza requerido mediante cortes horizontales en la curva $\mathcal{Q}(\theta)$. Un corte en $y = m$ nos dará dos intersecciones con la curva que definen un intervalo alrededor de $\hat{\theta}$, dando una cota superior e inferior para el error según el nivel de confianza requerido. Éste depende del $m$ elegido, ya que la cobertura está dada por $\sqrt{m}\sigma$. Para $y = 1$ consideramos una desviación estándar respecto del valor esperado $\hat{\theta}$ y por lo tanto tendremos un nivel de confianza del 68 %, mientras que para $y = 4$ será del 95 %. En dos dimensiones del espacio de parámetros, $\mathcal{Q}$ tendrá una forma tridimensional que será un paraboloide cuando $n \to \infty$. Para determinar los errores en este caso recurrimos al método de intersección [19]. Éste consiste en realizar cortes en la superficie, con planos de $\mathcal{Q}$ constante, obteniendo secciones transversales que, como ilustramos en la figura 1.6, forman elipses concéntricas centradas en $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$. Tomando el plano $\mathcal{Q} = 1$ el nivel de confianza será del 68 % y los valores extremos de los intervalos estarán dados por la intersección entre las rectas $\theta_1 = \hat{\theta}_1$ y $\theta_2 = \hat{\theta}_2$ con la elipse resultante.

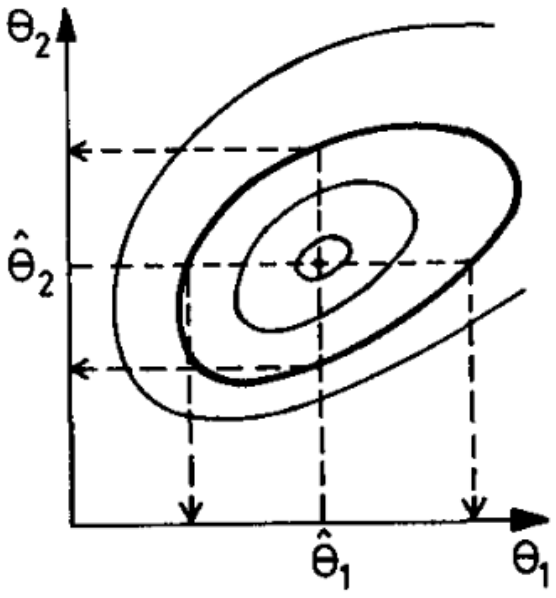



Figura 1.6: Curvas de nivel de la verosimilitud dependiente de dos parámetros: visualización del método de la intersección. Figura extraída de [19].

## 1.5. Lineamientos, estructura y objetivos

Esta tesis tiene como objetivo el desarrollo de una técnica de calibración espacial basada en la reconstrucción de trazas (*tracking*) de muones para determinar el desalineamiento entre detectores dispuestos paralelamente, debido a las aplicaciones que ésto conlleva en la búsqueda de materia oscura. Para ello, estudiamos el flujo de muones atmosféricos incidente en el sistema de CCDs del experimento CONNIE [1], que describimos en el capítulo 2.

En el capítulo 3 presentamos la caracterización de los eventos producidos por partículas ionizantes y determinamos el conjunto de cortes de selección que usaremos para obtener una muestra de muones de alta pureza. Luego analizamos el espectro geométrico de las plazas: su distribución angular y espacial. En el capítulo 4 llevamos a cabo simulaciones Monte Carlo para fabricar eventos sintéticos que reproduzcan las condiciones experimentales. Estas simulaciones nos permiten profundizar el análisis de los resultados obtenidos experimentalmente y constituye una herramienta para poner a prueba las hipótesis previas sobre los mismos.

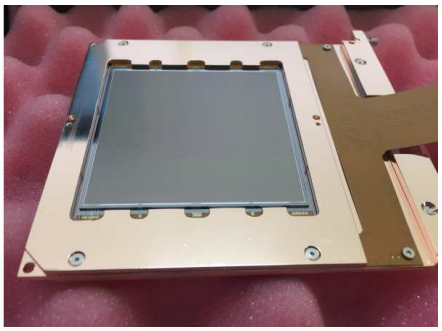
Finalmente, como resultado del análisis de las trayectorias de los muones, desarrollamos una técnica de alineamiento espacial para sensores pixelados dispuestos paralelamente, que se basa en el *tracking* de las trazas a través de la selección de eventos coincidentes, como describimos en el capítulo 5. Utilizamos coincidencias a lo largo del sistema para determinar trayectorias provenientes del mismo muon y determinamos el desalineamiento de los detectores, examinando las diferencias entre los puntos de impacto calculados y medidos. Pusimos en práctica el método de máxima verosimilitud para el análisis de los resultados, que nos permitió generar una herramienta robusta de ajuste que es independiente del bineado de los histogramas y permite estimar errores para los parámetros de las distribuciones propuestas.

# 2 El experimento CONNIE

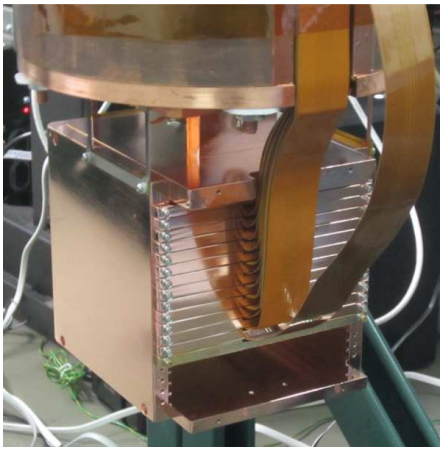
En este capítulo describimos el montaje del experimento *Coherent Neutrino Nucleus Interaction Experiment* (CONNIE) [1] cuyos datos se analizan en este trabajo y el procesamiento necesario que se le aplica a las mediciones crudas para minimizar fuentes de fondo indeseadas presentes en la medición.

## 2.1. Montaje experimental y procesamiento de datos

El trabajo realizado en esta tesis se llevó a cabo a partir de imágenes provistas por el experimento CONNIE [1], que consiste en un conjunto de 14 CCDs dispuestos verticalmente operando a una distancia de 30 m del núcleo reactor Angra 2 de la planta nuclear Almirante Alvaro Alberto, en el estado de Rio de Janeiro, Brasil. Los CCDs de este experimento son unos de los de mayor grosor fabricados hasta el momento, con una profundidad de 675 $\mu$m, cuya depleción completa es posible dada la alta resistividad (10 k$\Omega$-m) de las obleas de silicio utilizadas. Cada sensor tiene 16 millones de píxeles cuadrados de superficie 15 $\mu$m $\times$ 15 $\mu$m cada uno, y debido a su grosor se aplica un voltaje de 70 V al sustrato. El sistema se encuentra en condiciones de temperaturas criogénicas, en el orden de los 100 K, para reducir la corriente oscura producida por efectos térmicos. Con el fin de evitar la condensación de gases, minimizar la transferencia de calor, reducir la presencia de contaminantes y optimizar el rendimiento del detector en general se opera en presiones de vacío, del orden de $10^{-7}$ torr. Para operar en estas condiciones se realiza un empaquetamiento de cada sensor como muestra la figura 2.1a. El conjunto de CCDs se monta con la disposición que se visualiza en la figura 2.1b dentro de una "caja fría" de cobre diseñada para el resguardo ante radiación infrarroja ambiente. Para este fin también se la aloja en el *dewar* cilíndrico de cobre que se visualiza en la figura 2.1c. Otras dos fuentes de fondo son consideradas en el montaje: la radiación gamma y de neutrones. Para blindarse de la primera se utiliza una capa de plomo de 15 cm de espesor, y debido a que la interacción entre los muones atmosféricos y el plomo produce neutrones, se agrega una capa interna de polietileno de 30 cm de espesor. Se añade también una capa externa de polietileno del mismo espesor, para el blindaje de neutrones producto de rayos cósmicos. Tal disposición se puede visualizar en la figura 2.1c.



(a)



(b)

(c)

Figura 2.1: Descripción del montaje experimental [1] en cuyos resultados se basa este trabajo. (a) Empaquetado de un CCD: el mismo está pegado a un marco de silicio y se visualizan los marcos de cobre inferior y superior, que brindan soporte mecánico y son la conexión térmica para enfriar el detector. (b) Disposición vertical de los sensores en la caja fría. (c) Blindaje del dispositivo experimental: en blanco las capas de polietileno, plateado los bloques de plomo. En el centro el vaso *dewar* cilíndrico conteniendo la caja fría y el cableado, y por encima la electrónica de lectura.

Para comprender la adquisición de los datos con este dispositivo se presenta el esquema de la figura 2.2. Las imágenes se dividen en cuatro partes (p1-p4) para optimizar la gestión de memoria. Se tienen dos amplificadores a cada lado del sensor (L y R por izquierda y derecha en inglés) y la carga es únicamente trasladada hacia el amplificador izquierdo, para así utilizar el derecho como una estimación del ruido correlacionado. Se leen unas pocas columnas con tiempo de exposición cero antes de comenzar el movimiento de la carga, región denominada *prescan*. Posteriormente se leen los píxeles del área activa, que almacenan la carga generada en el CCD. Después de haber transferido toda la carga hacia el amplificador, se lee un conjunto de columnas adicionales, región denominada *overscan*. Estas columnas no corresponden a píxeles físicos del CCD, y su utilidad es monitorear la línea de base de la electrónica y el ruido de lectura. Por último, luego de leer cada columna, se continúa la lectura teniendo así píxeles en la región denominada overscan vertical. Luego de obtener las mediciones crudas del sensor se le aplica a las imágenes un procesamiento con el objetivo de reducir sesgos indeseados y ruido electrónico en una

secuencia de tres pasos: sustracción de la región de overscan, del *Master Bias* y del ruido correlacionado [1]. La sustracción de la región de overscan es un proceso fila a fila, imagen a imagen, donde se toma el promedio de los valores leídos por píxel de la región de overscan y se lo resta a cada píxel de la imagen total, logrando así poder comparar la línea de base de distintas imágenes sin sesgo individual.

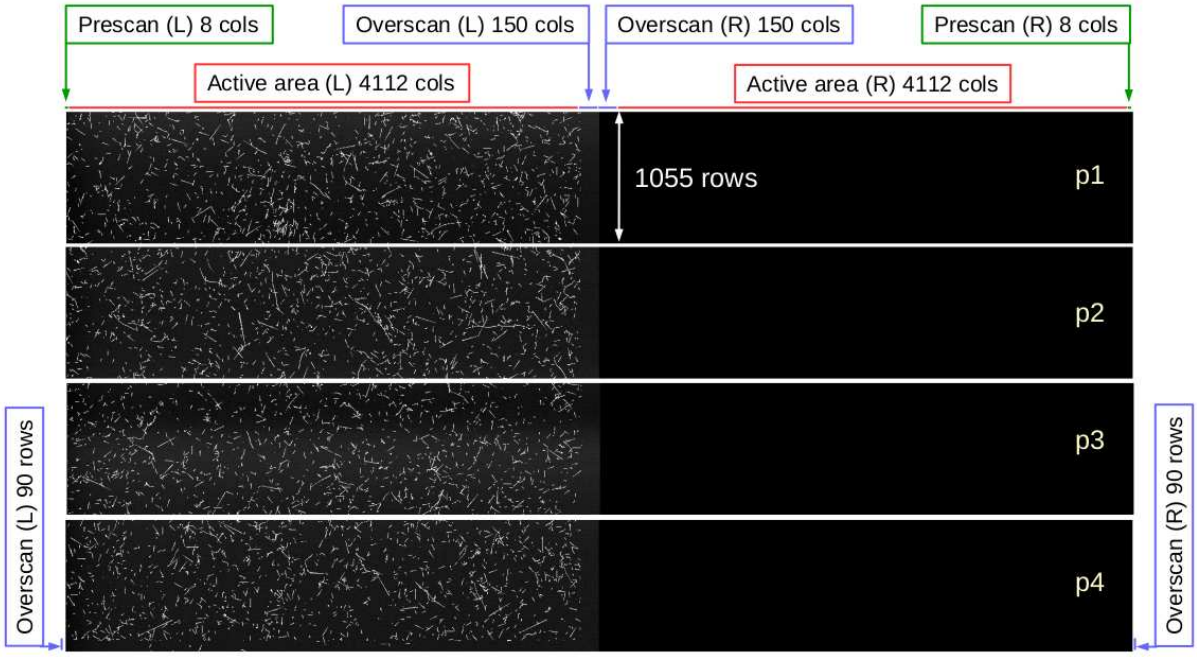



Figura 2.2: Esquema de la adquisición de datos de los sensores del experimento CONNIE con las regiones de interés resaltadas. En esta tesis se trabajó con una subsección del área activa de 1500 filas por 1500 columnas por razones de optimización computacional. Figura extraída de [1]

El Master Bias (MB) es la media de las N imágenes tomadas en una corrida, considerando la lectura de carga (amplificador L) y de ruido (amplificador R), obteniendo así una estimación del fondo. Se crean N imágenes nuevas sustrayendo el MB a las N originales. Para la sección física (L) se computa la desviación media absoluta de los píxeles con respecto al MB. De esta forma se pueden identificar píxeles con valores artificialmente altos, denominados píxeles calientes o *hot pixels*. Se define como alto valores que sean mucho mayores que el ruido de lectura, y se construye una máscara binaria asignando 0 a los píxeles calientes y 1 al resto. Por último se contempla el fondo producido por interferencia electromagnética, que está correlacionado entre los sensores: se leen al mismo tiempo y por lo tanto cada posición de píxeles con la misma exposición de todos los sensores del sistema tienen una contribución similar de fondo por fuentes externas. Para estimarlo se toma una combinación lineal del fondo cuyos coeficientes cumplan con minimizar la varianza a lo largo de todos los píxeles físicos, y luego se sustrae este valor.

Los datos medidos se expresan en Unidades Analógico Digitales (ADU por sus siglas en inglés). Se realiza entonces una calibración en energía, determinando para cada CCD su ganancia, es decir, el factor de conversión $\frac{\text{keV}}{\text{ADU}}$). Esto se logra utilizando los picos de fluorescencia de rayos X del cobre y el silicio (elementos presentes en la estructura del sistema) generados por excitaciones de partículas cosmogénicas. Estos picos tienen energía

bien estudiada, fueron observados en los espectros de los sensores y permiten un monitoreo continuo de su calibración. La estabilidad de la calibración se monitorea verificando que la posición de este pico permanezca constante a lo largo del tiempo. Para obtener la ganancia se utilizaron los dos picos principales de cobre, que tienen energías de 8.047 keV (K$\alpha$) y 8.905 keV (K$\beta$), y el pico de silicio con energía de 1.740 keV [20]. Del total de 14 CCDs instalados, dos fueron desconectados debido a fallas operativas, y de los 12 restantes se seleccionaron 8 para incluir en el análisis debido a que presentaron un buen desempeño en términos de ruido, eficiencia de transferencia de carga y estabilidad a largo plazo. Una vez realizado este tratamiento de las mediciones crudas podemos proceder al análisis de los depósitos de carga producidos en el sustrato de los CCDs, con el fin de estudiar los fenómenos físicos involucrados. En la figura 2.3 definimos el sistema de coordenadas que utilizaremos a lo largo de todo el presente trabajo.

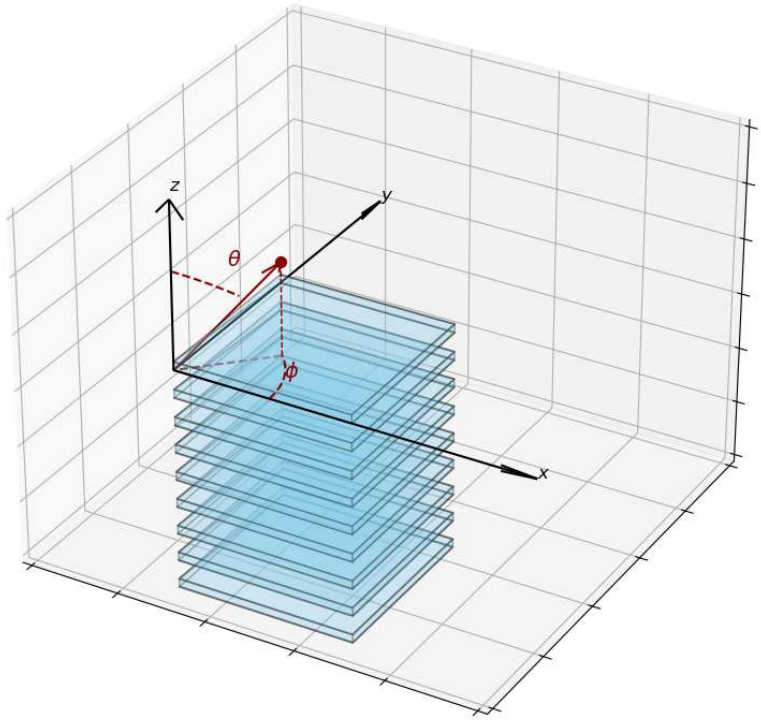



Figura 2.3: Sistema de coordenadas utilizado a lo largo de todo el presente trabajo. Los sensores están esquematizados en celeste y la imagen no está en escala a fines de visualización: las dimensiones de los mismos son de 6 cm x 6 cm x 675 $\mu$m y están separados por una distancia de aproximadamente 5 mm.

En el siguiente capítulo abordaremos la caracterización de eventos producidos por partículas ionizantes, la identificación de distintos tipos de eventos según su origen y la posterior selección en particular de muones.

# 3 Caracterización de eventos producidos por partículas ionizantes

En este capítulo describimos el enfoque metodológico adoptado para identificar y clasificar trazas, generando un catálogo de partículas interactuantes con el objetivo de seleccionar los muones y determinar sus parámetros característicos. Mostramos luego el análisis de los resultados obtenidos para la distribución de dichos parámetros geométricos que caracterizan la trayectoria de los muones .

## 3.1. Identificación y clasificación

El resultado de aplicar las técnicas de procesado descritas en el capítulo 2 a una medición obtenida por un CCD se puede ver en la figura 3.1, donde se advierten depósitos de carga de las distintas partículas que atravesaron el sensor, y una región de píxeles vacíos correspondientes al *overscan*. Debido a la forma de estas deposiciones podemos distinguir en primera instancia eventos provenientes de distintas fuentes: marcamos en la imagen los muones y electrones ya que tienen trazas características.

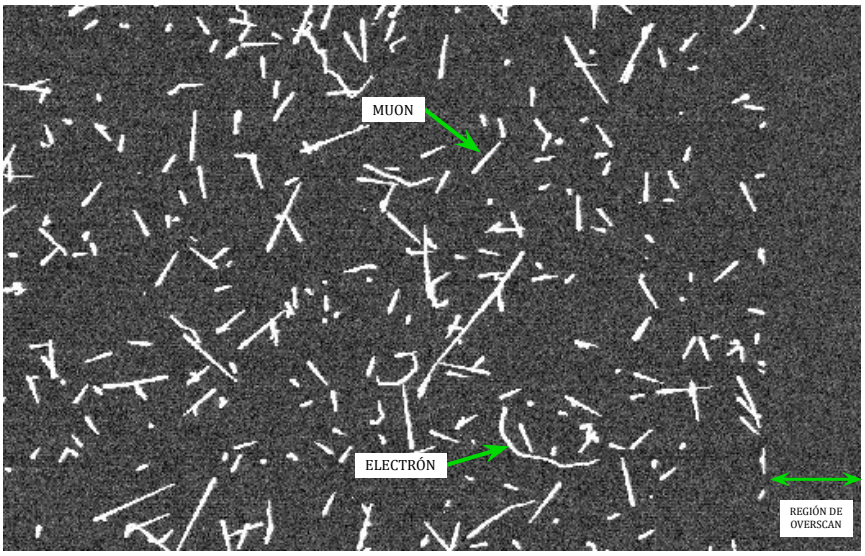



Figura 3.1: Depósito de carga sobre una CCD por eventos de alta energía. Identificación de distintos tipos de partículas a partir de la forma de la traza, y visualización de la región de overscan.

Los muones atmosféricos incidentes atraviesan el sensor sin perturbar su trayectoria debido a su alta energía incidente y su mínima pérdida de momento. Esto se debe a que son partículas de ionización mínima (*MIP*): su energía cinética es al menos el doble que su masa en reposo, resultando en una distribución uniforme de portadores de carga a lo largo de su camino[21]. Los electrones, por otra parte, al ser 200 veces más livianos, interactúan más intensamente con el material: son desviados debido a colisiones y pierden su energía al ionizar, resultando en trazas curvas e irregulares. Por otro lado, las partículas alfa, que por su alto poder de frenado pierden la mayor parte de su energía al recorrer distancias pequeñas, depositan su energía de manera localizada sin atravesar el sensor, por lo que se visualizan manchas circulares de alta energía. Sin embargo, no son comunes de observar en el experimento debido a la baja contaminación en el entorno del detector, y por lo cual no se muestran en la figura 3.1. Por último, tendremos en la imagen eventos puntuales (*point-like events*): ionizaciones que ocurren en un volumen muy pequeño (menor al de un píxel) y sus depósitos de carga se ven como puntos.

Es entonces necesario desarrollar un algoritmo que sea capaz de distinguir entre eventos para poder seleccionar los deseados. Trabajamos con archivos FITS (Flexible Image Transport System) un formato ampliamente utilizado en el campo de la astronomía. Su estructura principal es el HDU (Header Data Unit) que permite almacenar datos -en este caso, imágenes como matrices de dos dimensiones- junto con un encabezado que contiene metadata. Esto es, información relevante de los datos como en este caso la cantidad de filas y columnas, o el número de CCD. Un fichero puede contener múltiples extensiones, lo que permite visualizar en el mismo archivo una medición simultánea de los 8 CCD del sistema. Utilizamos el paquete `fits` de la librería `astropy.io`.

El dato consiste entonces en una imagen representada por una matriz cuyos elementos corresponden a la carga en cada píxel de la superficie del sensor, y se busca aplicar un algoritmo de agrupamiento (o *clustering*) que sea capaz de identificar un conjunto de píxeles como una unidad que proviene de la interacción de una partícula. Utilizamos la librería de Python `scipy.ndimage.label`, que a partir de una matriz es capaz de agrupar elementos, identificando regiones conectadas según una vecindad definida. Debemos definir una matriz de estructura que determina, al recorrer cada píxel, las conexiones a evaluar. Trabajamos con la siguiente matriz de estructura:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},$$

que implica mirar en todas las direcciones aledañas a cada píxel y agruparlos si superan un valor umbral de carga, considerando segundos vecinos, para trabajar con una matriz binaria. De esta manera se produce una matriz como la que mostramos a continuación, donde las regiones que la librería agrupó quedan etiquetadas desde 1 hasta $n$, donde $n$ es el número total de eventos encontrados:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \xrightarrow{\texttt{scipy.ndimage.label}} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 4 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

A partir de esta matriz denominamos "etiqueta" del evento $n$ a la matriz binaria cuyos únicos elementos no nulos son aquellos que se corresponden a los elementos ocupados por $n$ en la matriz original. Por ejemplo, la etiqueta del evento 4 en este caso es

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

## 3.2. Selección de eventos muónicos

El primer corte de selección que aplicamos fue la decisión de realizar la técnica de agrupamiento tomando un valor umbral por píxel en la energía de 5 electrones, sobre el ruido de lectura de $1.5 - 2$ electrones del experimento. Dado que, a temperaturas de 140 K, la energía requerida para generar un par electrón-hueco en el silicio es de 3.75 eV [22], esto equivale a 18.75 eV. De esta forma obtenemos las regiones que determinan a cada evento individual y sus propiedades. Consideramos en este caso la carga total del evento, las coordenadas de cada píxel que lo compone, el área, los centroides, la excentricidad[1] y la etiqueta para visualizarlo. En la figura 3.2 presentamos un ejemplo de una etiqueta correspondiente a un muon.

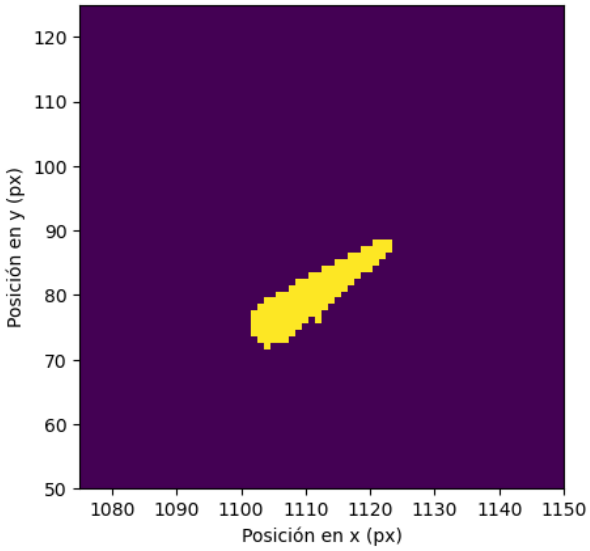


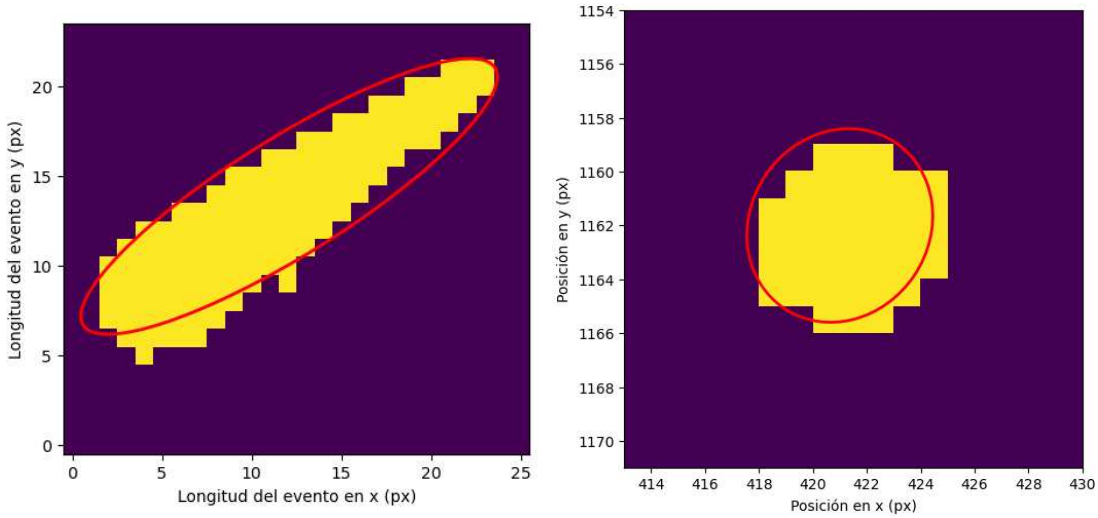

Figura 3.2: Conjunto de píxeles que conforman el depósito de carga de un muon que atraviesa un CCD sobre la superficie del mismo.

Para seleccionar los depósitos de carga generados por muones debemos identificar las características descritas en el capítulo 3.1. Realizamos un análisis exploratorio de los datos para determinar los valores umbral elegidos en los cortes de selección que describiremos

[1] La excentricidad es una medida de cuánto se desvía una superficie cónica de ser un círculo. Se define como $e = \frac{c}{a}$, donde $c$ es la distancia desde el centro al foco y $a$ es el semieje mayor. Para un círculo, $e = 0$ y para una elipse $0 < e < 1$.

a continuación. En primer lugar realizamos un corte por área: para descartar píxeles aislados excitados por corriente oscura y eventos que puedan provenir de rayos X, se descarta todos los casos donde el área (la cantidad de píxeles de la superficie del sensor que logró poblar la partícula incidente, considerando la difusión de carga) sea menor a 64 px. Esto imprime un sesgo en la distribución del ángulo cenital, dado que puede filtrar a muones con incidencia vertical o con poca inclinación ($\theta \sim 0$).

Seguidamente efectuamos un análisis de la excentricidad de la traza de los eventos, definida como la de la elipse que tenga los mismos segundos momentos que la región determinada (ver figura 3.3). Se buscó excluir eventos cuyas trazas tengan una excentricidad baja (es decir, una forma que tiende a ser circular) poniendo el valor umbral en 0.9. Esto excluye tanto a los *point-like events* como también a los muones con incidencia vertical o con poca inclinación, sesgando nuevamente la distribución del ángulo cenital en ese rango.

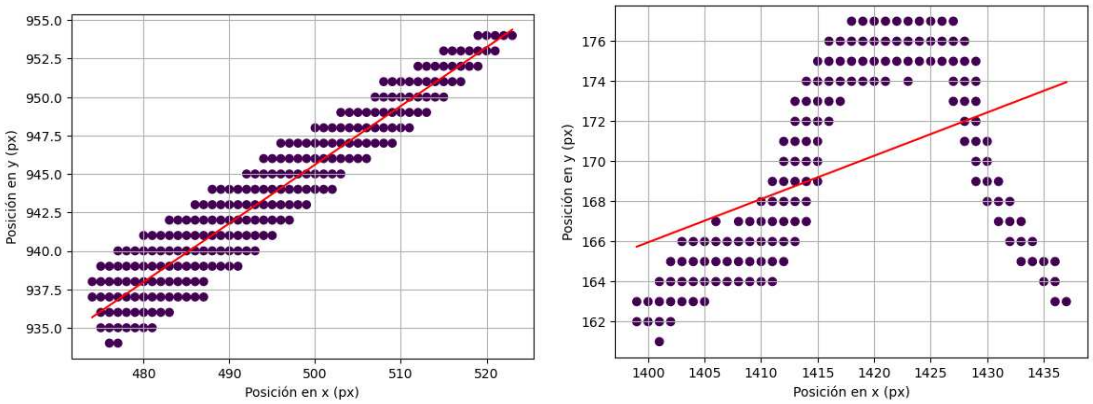



(a) (b)

Figura 3.3: Excentricidad de eventos con distintos orígenes. (a)Traza de un evento generado por un muon, con excentricidad 0.99. (b) Traza de un evento generado con excentricidad 0.44. Observamos que los muones presentan valores mayores a 0.9 por lo cual se puede filtrar eventos con traza circular a través de un valor umbral.

Posteriormente, para que el algoritmo sea capaz de descartar electrones, se realiza un ajuste lineal de las coordenadas de los píxeles que componen al evento, obteniendo así la recta que mejor lo caracteriza. Se computa la distancia de cada píxel hasta dicha recta y se calcula la desviación estándar de la tira obtenida. Los eventos con un depósito de carga a lo largo de una línea, como se espera de un muon con ángulo de incidencia no nulo, tendrán una desviación estándar menor al valor umbral determinado en 1.19 px.

En la figura 3.4 mostramos dos eventos de distintos orígenes: muon y electrón. Distinguimos rápidamente que el ajuste lineal no es óptimo para caracterizar a la traza de un electrón, por lo cual no atravesarán este filtro de corte.




(a) (b)

Figura 3.4: Ajustes lineales de trazas de distintos eventos y la distinción en su comportamiento. (a) Traza de un evento de muon. (b) Traza de un evento de electrón.

Este ajuste tiene la desventaja de también filtrar a eventos de muones que se intersequen, como se puede ver en la figura 3.5 dado que no tiene la capacidad de distinguirlos. Esto introduce un sesgo que penaliza las trazas largas debido a que tienen más posibilidades de entrecruzarse. Con el conjunto de cortes de selección impuestos, podemos ver que se genera una reducción en la estadística, ya que cada corte descarta un porcentaje de muones. Sin embargo, estos criterios fueron establecidos con el objetivo de preservar la pureza de la muestra final, puesto que la prioridad es la obtención de un catálogo compuesto exclusivamente por muones bien caracterizados.

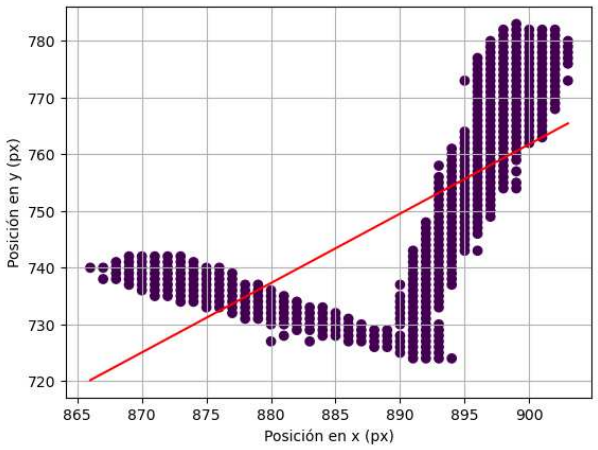



Figura 3.5: Dos eventos de muones cuyas trazas se intersecan, quedando de esta manera filtrados por el ajuste lineal.

De esta forma construimos un catálogo de 52 mil muones (eventos que pasaron los filtros descritos anteriormente) con las características pertinentes al análisis, a partir de procesar 448 imágenes tomadas a lo largo de 8 días. Para caracterizar la trayectoria de estas partículas es necesario determinar el ángulo de incidencia cenital, el azimutal y la longitud de su traza. Necesitamos entonces determinar el punto inicial y final de la trayectoria. Para esto nos valemos de la forma de los depósitos de carga: sabemos que los electrones excitados deben desplazarse hacia la superficie del CCD, y que el recorrido será mayor cuanto más lejos de la superficie ocurra la ionización. Como consecuencia, los

píxeles cercanos al punto de impacto del muón presentarán menos dispersión de carga que aquellos próximos al punto de salida. Dada la condición de MIP [21] de los muones, la carga se distribuye uniformemente a lo largo de su trayectoria. Sin embargo, cerca del punto de impacto, la carga queda confinada en un área menor, mientras que en la región cercana al punto de salida, la carga se dispersa más debido al trayecto adicional que recorren los electrones en el sensor. Teniendo esto en cuenta se definió el criterio para clasificar los puntos que delimitan la trayectoria, que son obtenidos a través del ajuste lineal junto con la "dirección" del evento (sin sentido físico hasta esta determinación).

En primer lugar calculamos de manera preliminar el ángulo azimutal como $\varphi = arctg(\frac{\Delta y}{\Delta x})$ donde $\Delta y$ y $\Delta x$ surgen a partir de dicho ajuste. Seleccionamos cada evento individualmente, aplicamos una rotación del mismo en $\varphi$ y lo dividimos en dos regiones, como se puede visualizar en la figura 3.6. Luego contabilizamos el área en cada región, es decir, la cantidad de píxeles excitados, y el menor valor corresponderá a la primera parte del recorrido de la partícula a lo largo del sensor, mientras que la otra sección será entonces la parte final del trayecto.

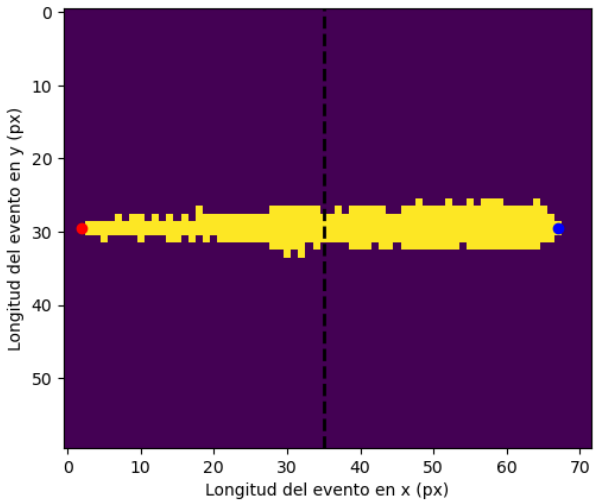
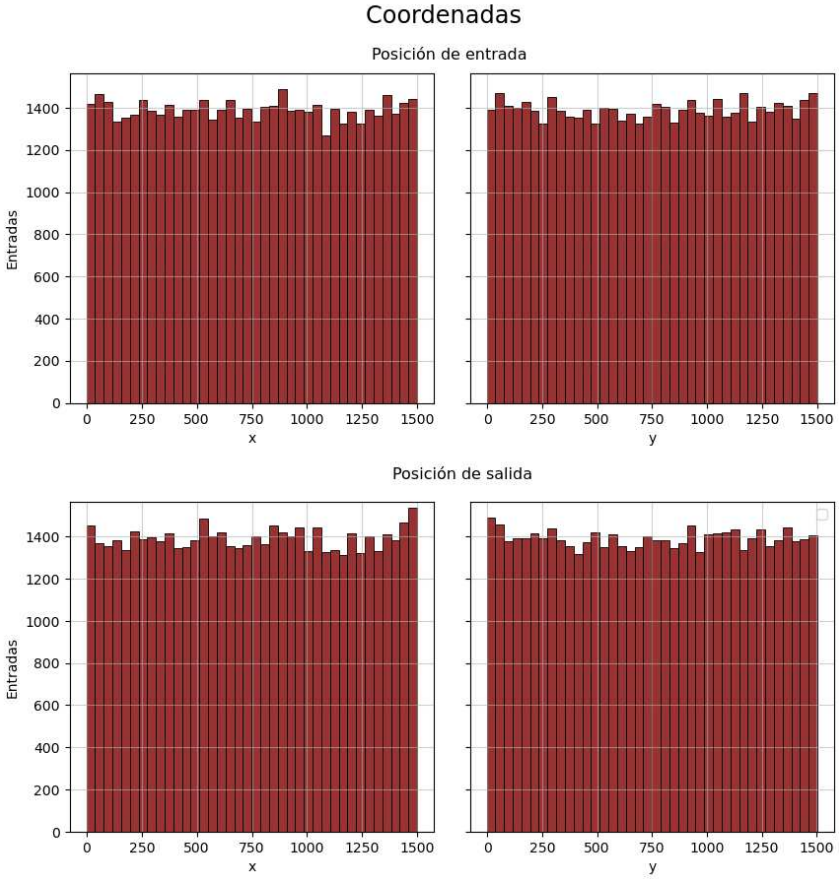
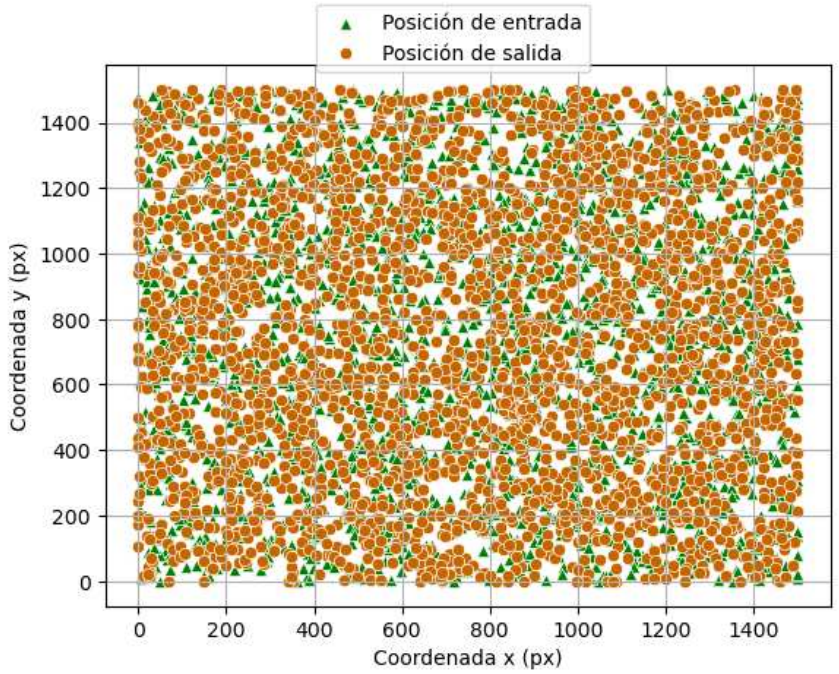



Figura 3.6: Determinación del punto inicial y final de la trayectoria.

De esta manera recopilamos las coordenadas $x$ e $y$ de los puntos de interés y plasmamos la información en el histograma de la figura 3.7a, al cual debido a la alta cantidad de cuentas por cada *bin* se le asignó un error de Poisson $\sqrt{N}$ donde N es el número de entradas. Observamos que la distribución de todas las coordenadas es uniforme: no hay un punto privilegiado de impacto ni de salida sobre el sensor dada su homogeneidad. Podemos ver un leve exceso en los valores extremos de 0 y 1500 píxeles que puede explicarse considerando que si la partícula tiene un punto de impacto cercano a los bordes del sensor puede no lograr atravesarlo en su totalidad hasta salir por la cara inferior debido a las dimensiones en cuestión, por lo cual el punto de salida será asignado artificialmente en los bordes del sensor, resultando en un pequeño exceso en esos valores. Esto también genera el cómputo de trazas más cortas, afectando así la distribución del ángulo cenital. Por otra parte comprobamos que las coordenadas $x$ e $y$ de los puntos (tanto de entrada como de salida) no presentan una dependencia funcional ya que no hay direcciones privilegiadas. En la figura 3.7b observamos las dependencias descritas.




(a)




(b)

Figura 3.7: Análisis de los puntos de entrada y salida de la trayectoria de los muones por los CCDs. (a) Distribución de las coordenadas $x$ e $y$. (b) Dependencias entre las coordenadas $x$ e $y$. Incluimos un 10 % de los puntos totales a fines de visualización.

Exploramos también con estos datos los resultados del vector dirección obtenido, plasmados en la figura 3.8. Ambas coordenadas presentan una distribución bimodal con picos simétricos y un mínimo en cero. Esto es consistente con el flujo de muones atmosféricos cuya incidencia es no uniforme, y el efecto se ve acrecentado por los cortes de selección. La depresión en cero se corresponde con trazas demasiado cortas para haber pasado los filtros descritos, y luego tenemos un decaimiento exponencial, ya que las trazas suficientemente largas, además de tener menos probabilidad de llegar al detector, tenderán a cruzarse con la de otros eventos y por tanto tampoco serán parte del catálogo. La longitud de las trazas, que es la distancia entre el punto de entrada y salida medidos, dependerá del ángulo de incidencia $\theta$ de la siguiente manera:

$$L = tan(\theta) d_{\text{CCD}}, \tag{3.1}$$

donde $d_{\text{CCD}} = 675\ \mu m = 45$ px es el espesor de los CCDs de este experimento, por lo tanto, como se mencionó anteriormente, se considera que todos los muones logran atravesar los sensores hasta la cara inferior.

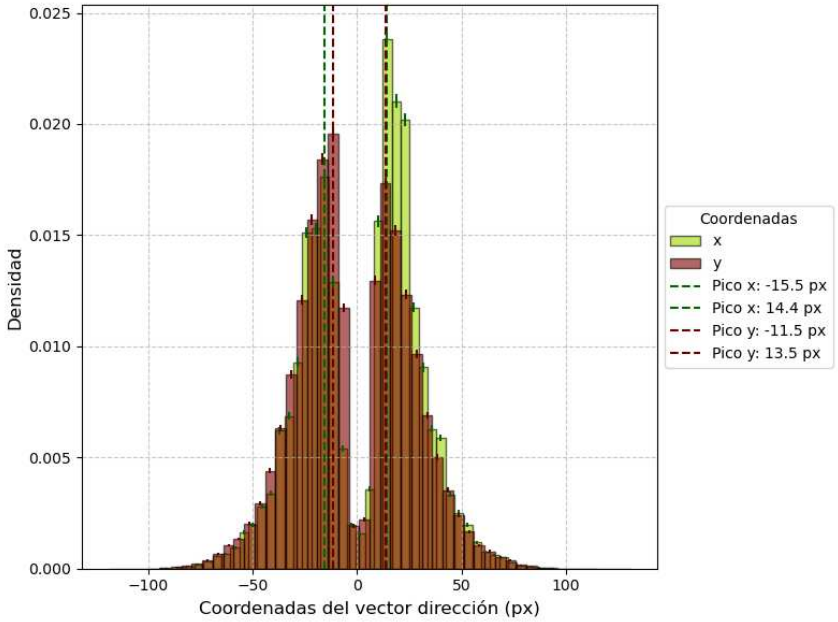



Figura 3.8: Distribución de las coordenadas del vector dirección de la trayectoria de los muones sobre la superficie de los CCDs.

Una vez determinados los puntos de entrada y salida calculamos nuevamente el ángulo $\varphi$ utilizando la información correcta con respecto a la dirección del evento, y el ángulo de incidencia $\theta$ a partir de la ecuación 3.1. En la figura 3.9 volcamos los resultados para ambos ángulos y para la longitud de la traza que dejan los muones sobre la superficie del detector. En primer lugar observamos que la forma de la distribución de longitudes tiene un pico que se corresponde con una alta densidad del ángulo cenital, y que como fue discutido anteriormente, no se tienen longitudes muy bajas ni muy altas debido a los cortes de selección impuestos en el catálogo de muones. Por otro lado, con respecto a las distribuciones angulares, se encontraron diferencias de lo esperado teóricamente: se puede ver en la figura 3.9b la discrepancia del ángulo cenital con la forma funcional proporcional a $cos^2(\theta)$. Observamos de igual manera que para las distancias, que el algoritmo no deja

pasar trazas con ángulos incidentes en los extremos bajos y altos. La relación entre estos parámetros se puede ver en la figura 3.9c y está regida por la ecuación 3.1. En la figura 3.9d vemos que los cortes de selección deformaron la simetría de rotación en el plano esperada para las trazas de los muones atmosféricos.

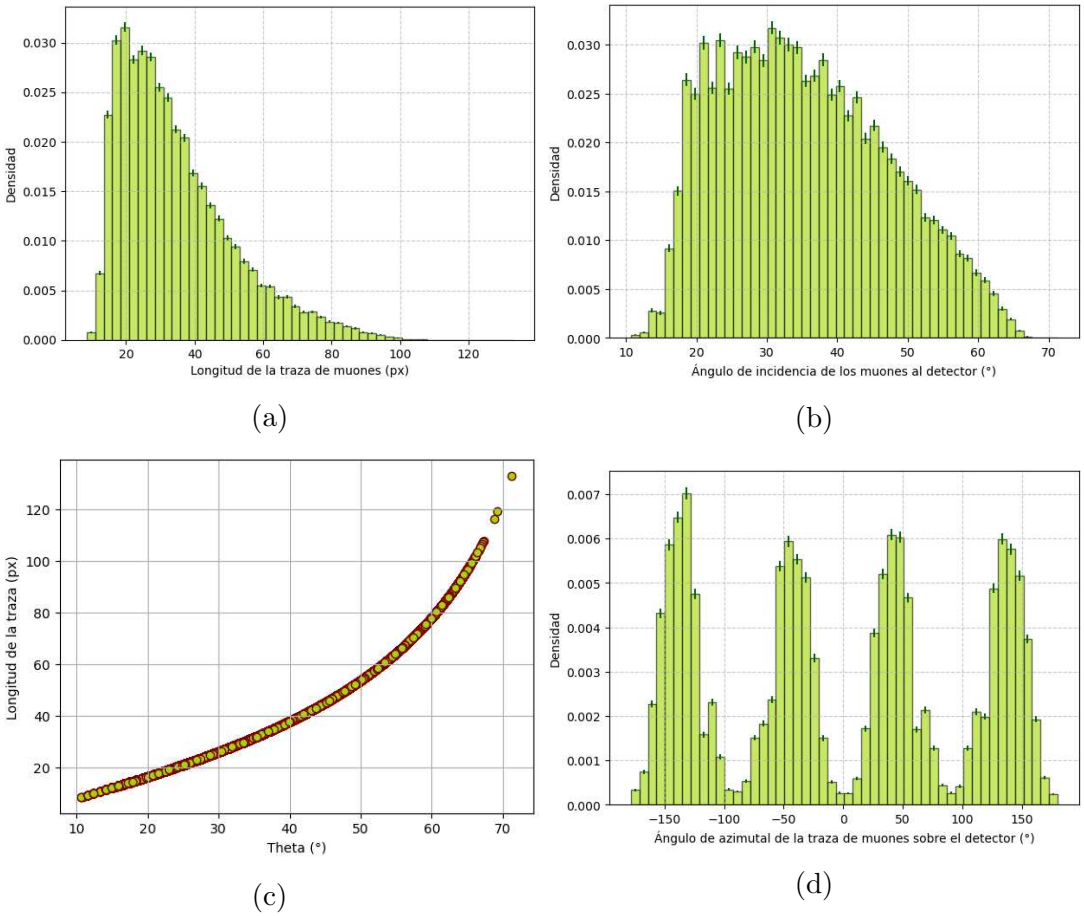



Figura 3.9: Parámetros geométricos de las trayectorias de muones a través de los detectores. En todos los histogramas consideramos un error de Poisson. (a) Distribución de la longitud de la traza sobre el detector. (b) Distribución del ángulo cenital $\theta$. (c) Dependencia de la longitud de la traza de un muon sobre el detector y su ángulo de incidencia. (d) Distribución del ángulo azimutal $\phi$.

En la figura 3.10 mostramos dos de los parámetros de control utilizados en el proceso de selección de muones y su dependencia con el ángulo de incidencia de la partícula: el área del evento y su excentricidad.

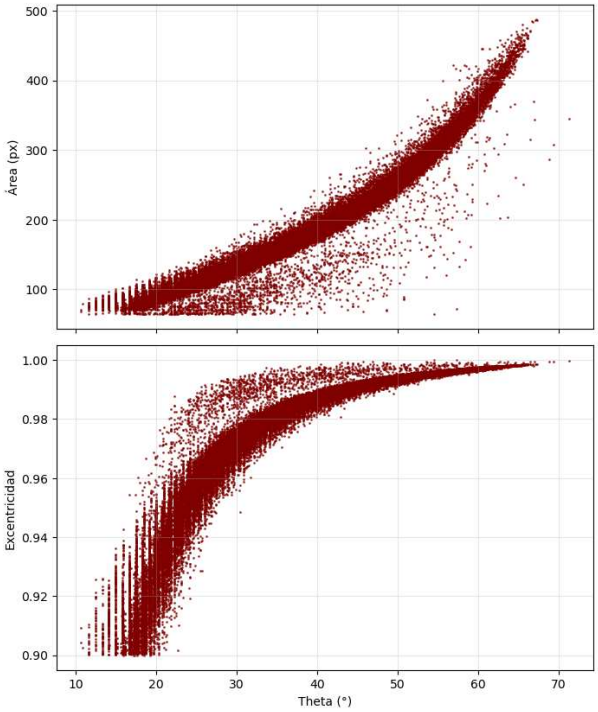



Figura 3.10: Dependencia de los parámetros de interés en el filtrado de eventos con el ángulo de incidencia de la partícula.

Primordialmente observamos una tendencia creciente de ambos con respecto a $\theta$ lo que es de esperar debido a que, por un lado, cuanto mayor es el ángulo de incidencia se incrementa el recorrido a lo largo del sensor. Por lo tanto, se potencia el fenómeno de difusión de la carga, pudiendo poblar a más píxeles sobre la superficie aumentando así el área total. De la misma manera en estas condiciones la traza tiende a una forma elipsoidal compatible con tener una excentricidad cercana a 1, y queda en evidencia que al restringir los posibles valores de dichas variables se están sesgando las distribuciones angulares de las partículas, que resultan dependientes de los umbrales elegidos. Para estudiar las disparidades entre las distribuciones halladas y las hipótesis sobre ellas procedimos a la fabricación de datos sintéticos, a través de simulaciones Monte Carlo. Este enfoque nos permitirá comprender el efecto de la selección de eventos elegida y validar lo esperado teóricamente, lo cual desarrollaremos en el siguiente capítulo.

# 4 Fabricación de datos sintéticos

En este capítulo abordaremos la generación de un catálogo sintético mediante simulaciones Monte Carlo. Describimos las hipótesis sobre las que nos basamos para reproducir los resultados experimentales, el procedimiento para llevar a cabo la simulación y sus limitaciones. Realizamos una comparación entre los resultados experimentales y los que son producto de la simulación y, por último, analizamos del impacto de cada corte de selección sobre las distribuciones obtenidas.

## 4.1. Diseño de la simulación

El trabajo consistió en construir trazas de eventos que emulan las características de los muones y luego observar el resultado de aplicarle los filtros de selección descritos en el capítulo anterior. Para esto es necesario partir de las hipótesis antes mencionadas respecto a la distribución geométrica de los eventos. Como base tomamos que los puntos de entrada y salida de los muones tienen una distribución uniforme en dos dimensiones sobre cada una de las caras del sensor, como mostramos en la figura 3.7. En el armado de la simulación damos por hecho que todos los muones salen de cada sensor por la cara inferior del mismo, sin considerar que, experimentalmente, aquellos con un ángulo de incidencia rasante ($\theta \sim 88^{\circ}$[1]) podrían salir por las caras laterales, sin atravesar la profundidad total del detector. La probabilidad de ese tipo de eventos es baja debido a la distribución que describe al ángulo cenital, según la ecuación 1.1.

Para generar una variable aleatoria con dicha distribución utilizamos el método de aceptación-rechazo. Este consiste en generar una muestra inicial de valores a partir de una distribución más simple -en este caso, la uniforme- y luego aplicar un criterio que seleccione solo aquellos que cumplen con la condición 4.1. Entonces, para cada valor $\theta$ de la distribución uniforme inicial generamos un número aleatorio $r$ comprendido en el intervalo $[0, 1]$ y lo comparamos con la distribución objetivo. Si se cumple con la condición expresada en la ecuación 4.1 entonces el valor de $\theta$ es aceptado. Caso contrario, se lo descarta. De esta manera obtenemos una muestra que sigue la distribución deseada.

$$r \leq \cos^2(\theta) \tag{4.1}$$

Con respecto al ángulo azimutal consideramos una distribución uniforme dado que no se esperan valores privilegiados en esta dirección. En la figura 4.1 presentamos las distribuciones angulares iniciales. Al producir muones de esta forma estamos poniendo a prueba

[1]Este ángulo límite surge de considerar que la longitud de la traza máxima posible está dada por la diagonal de la superficie del sensor y utilizar la ecuación 3.1.

las hipótesis planteadas: esperamos que con los sesgos introducidos por el conjunto de cortes de selección descritos en el capítulo 3.2, cambie la forma de las distribuciones observadas en la figura 4.1. Si resulta compatible con la de los datos medidos sabremos que las distribuciones subyacentes son las esperadas, pudiendo analizar las posibles discrepancias. Asimismo la simulación tiene la utilidad de mostrar la eficiencia de selección del algoritmo aplicado, debido a que en el caso ideal no debería excluir a ninguna partícula del catálogo al tratarse en su totalidad de muones.

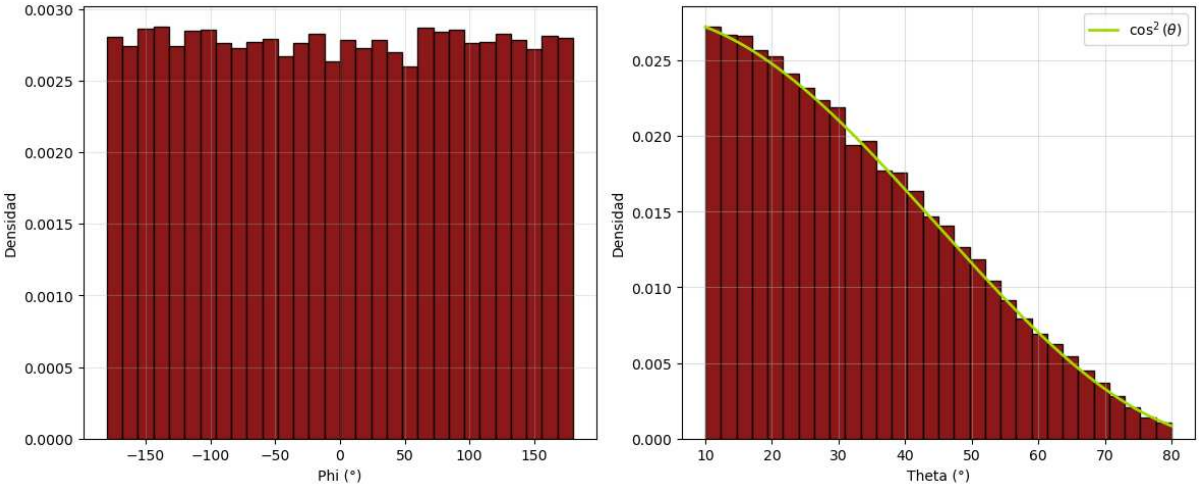



Figura 4.1: Distribución angular de entrada para los datos sintéticos: ángulo azimutal con distribución uniforme en todo el rango de $[-180, 180]°$ y ángulo cenital siguiendo la forma funcional $\cos^2(\theta)$ en el intervalo $[10, 80]°$.

Consideramos entonces que las coordenadas $x, y$ de los puntos de entrada al detector (tomándolas en el plano $z = 0$) son variables aleatorias con distribución uniforme en el intervalo [0, 1500] px, que se corresponde con la sección de la superficie del sensor considerada en el análisis de datos medidos.

A partir del punto de impacto quedan determinadas las coordenadas del punto de salida, en el plano $z = 45 \equiv d_{\text{CCD}}$ -la profundidad de las CCD en píxeles- a través de la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} x_{\text{out}} &= x_{\text{in}} + d_{\text{CCD}} \tan(\theta) \cos(\phi) \\ y_{\text{out}} &= y_{\text{in}} + d_{\text{CCD}} \tan(\theta) \sin(\phi) \end{aligned} \tag{4.2}$$

Con el mismo tratamiento que los datos experimentales, si un punto de salida queda por fuera de las dimensiones del sensor se lo asignamos a la intersección entre la trayectoria y la recta que define el borde.

El punto de partida para la imagen simulada es una matriz con elementos nulos y dimensión 1500×1500, a la cual se le agregarán las trazas de los muones simulados. En primer lugar agregamos a cada imagen un nivel de ruido, dado por sortear la realización de una variable aleatoria con distribución gaussiana centrada en cero y con una desviación estándar de 2 $e^-$, correspondiente al ruido de lectura de los CCDs en el experimento. Una vez considerados los puntos iniciales y finales debimos simular la traza teniendo en cuenta el fenómeno de difusión de carga antes explicado. Para cada traza tomamos la

recta que une el punto inicial y final y la discretizamos, con un paso dependiente de la distancia máxima entre los puntos, asignándole a cada par $(x, y)$ obtenido un valor de $z$ desde 0 para el primer punto hasta $d_{\mathrm{CCD}}$ para el último. De esta manera tenemos la trayectoria en 3D y podemos estimar la difusión de carga hasta la superficie del sensor, en función de la profundidad de cada punto. Consideramos que la carga en cada sección de la traza de un muon tiene una distribución normal cuyo valor esperado $E$ determinamos a partir de considerar el régimen MIP que tienen los muones atmosféricos [21]. Como introdujimos anteriormente, estas partículas cargadas de alta energía interactúan con los materiales generando ionización con una pérdida de energía cercana al mínimo posible, según la fórmula de Betthe-Bloch [23]. Tienen una probabilidad baja de emisión de radiación de frenado (*Bremsstrahlung*) y atraviesan el espesor de los detectores con una pérdida de energía que se puede considerar constante. En el silicio, que tiene una densidad de $\rho = 2.329 \frac{\mathrm{g}}{\mathrm{cm}^3}$, este valor es de $1.664 \frac{\mathrm{MeV} cm^2}{\mathrm{g}}$ [24]. Como estamos trabajando en píxeles realizamos la conversión teniendo en cuenta que para los dispositivos CCD con los que trabajamos, un píxel equivale a $15\mu$m. De esta forma llegamos al valor que tomamos como media para la distribución normal del depósito de carga de los muones en el detector, $E = 5.8 \ \frac{\mathrm{keV}}{\mathrm{px}}$. Por otro lado, la desviación estándar de la distribución está dada por:

$$\sigma(z) = \sqrt{-A \ln |1 - Bz|}. \tag{4.3}$$

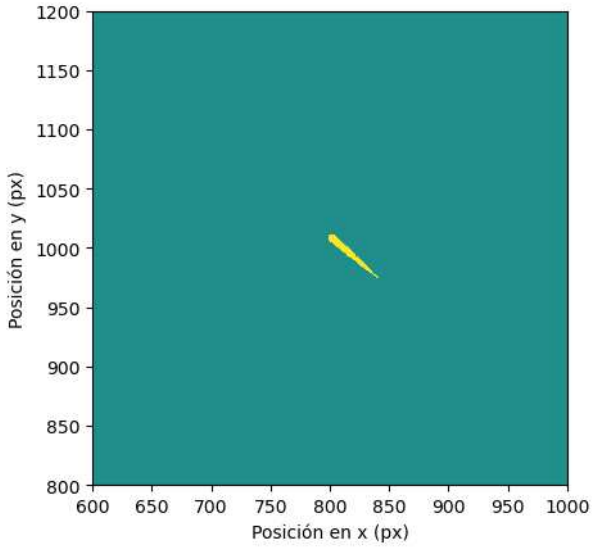
donde, en el caso de los CCDs de CONNIE, los parámetros están dados por $A = 690 \ \mu\mathrm{m}^2$ y $B = 6 \times 10^{-4} \ \mu\mathrm{m}^{-1}$[1]. Estos valores dependen de parámetros de fabricación y operación de los sensores como el dopaje, grosor y voltaje aplicado. Se utilizó una muestra de alta pureza de trazas de muones atmosféricos para ajustar la ecuación 4.3 para cada detector independientemente y se tomaron los valores promedios de $A$ y $B$, teniendo un 10 % de dispersión entre los sensores.

Podemos entonces simular las trazas con los puntos de entrada y salida mencionados y considerando la difusión de la carga. La carga depositada sobre cada uno será una realización de la variable aleatoria con distribución gaussiana dada por:

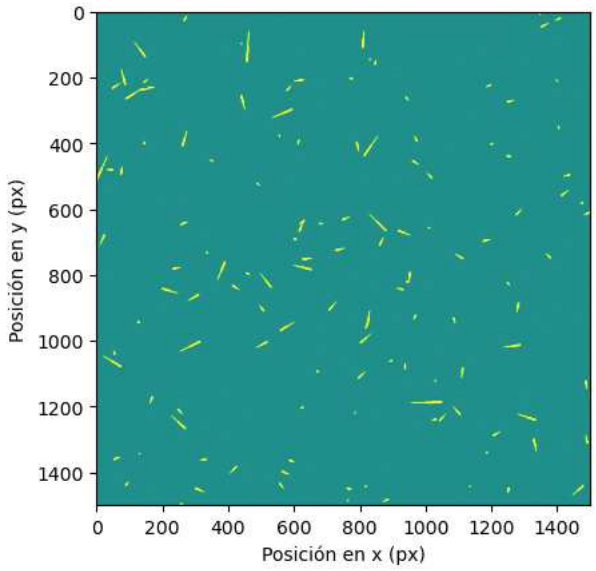
$$f(x_i^{\perp}, z_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2(z_i)}} e^{-\frac{(x_i^{\perp})^2}{2\sigma^2(z_i)}}, \tag{4.4}$$

donde $x_{i,\perp}$ es la distancia perpendicular del píxel de la recta a sus vecinos y $z_i$ es la profundidad del píxel $i$ de la trayectoria sobre el cual se evalúa la difusión. Consideramos píxeles vecinos de hasta 2.3 $\sigma$ de distancia. En caso de superar el umbral energético de 5 $e^-$ (el mismo valor utilizado para agrupar los datos experimentales) se le asigna al píxel de la imagen el valor esperado $E$.

Creamos 300 imágenes con 130 muones cada una. Presentamos a modo de ejemplo en la figura 4.2a una traza individual y en la figura 4.2b una imagen completa donde se visualizan las distintas trazas y el fondo.




(a)



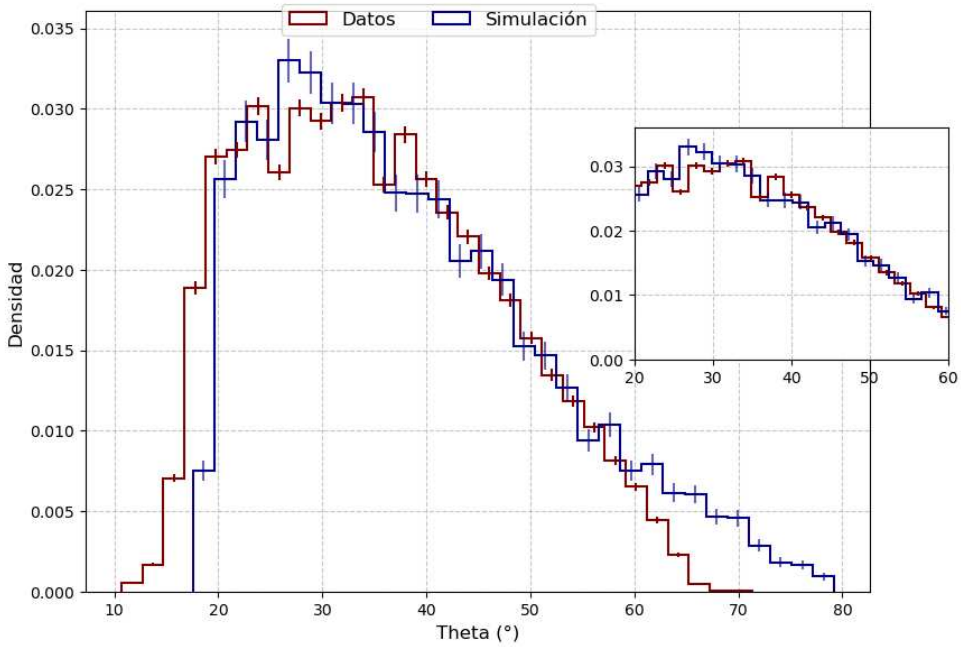

(b)

Figura 4.2: Trazas de muones simulados con Monte Carlo. En (a) se visualiza un evento individual y en (b) una imagen completa.

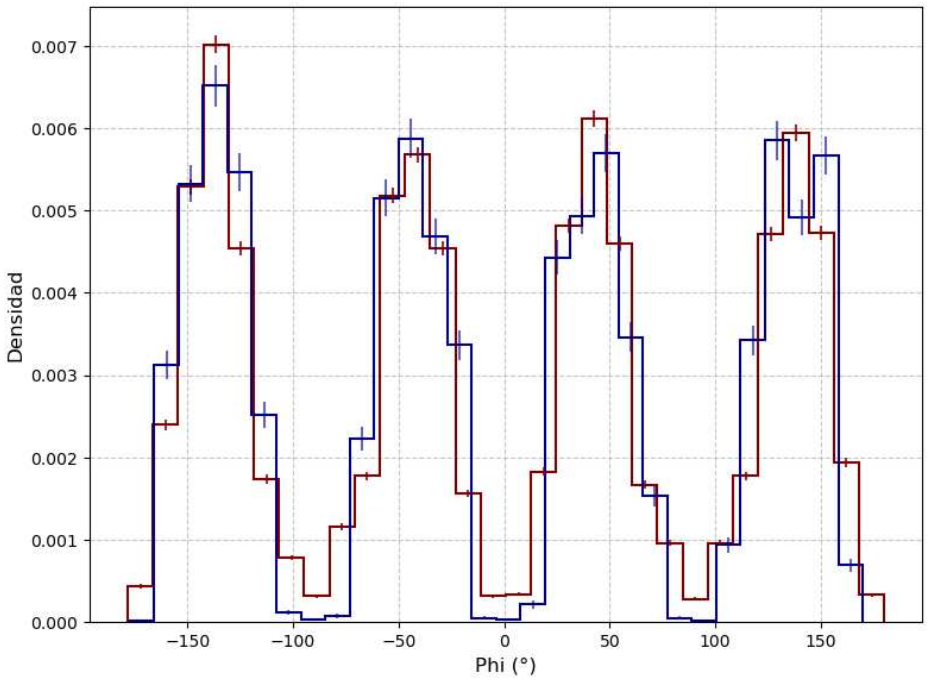
Así creamos un conjunto de muones que sometimos a los mismos filtros de selección que a los datos experimentales. El resultado fue un catálogo sintético que constó del 42.3 % de los muones generados inicialmente, lo que manifiesta la exigencia de los valores umbral elegidos para los cortes.

## 4.2. Compatibilidad con los datos experimentales

En la figura 4.3 presentamos los resultados de las distribuciones angulares de los muones simulados que atravesaron el filtro de selección, junto con los correspondientes a los datos experimentales para visualizar la compatibilidad entre ellos.




(a)




(b)

Figura 4.3: Distribución angular de los muones en los datos experimentales y la simulación. (a) Distribución del ángulo cenital. (b) Distribución del ángulo azimutal.

Para el ángulo cenital podemos observar que el algoritmo de selección resulta más estricto con los ángulos mayores a 60° y más permisivo con los ángulos menores a 20°, en el caso de los datos experimentales, siendo opuesto el caso para los datos simulados. Esto se relaciona con la cantidad de eventos que decidimos poner en las imágenes: en la simulación no es tan común que se crucen trazas como sí resulta serlo en los datos experimentales, lo cual genera esta diferencia para el rango alto. Es decir, los datos experimentales tienen

una mayor densidad de eventos (de todo tipo) que los datos simulados, y las trazas que se cruzan se catalogan como un depósito de carga proveniente de una sola partícula con una forma que no supera el filtro de linealidad, como vimos en la figura 3.5.

Para el rango bajo es necesario tener en cuenta varios factores: en los datos experimentales además del ruido de electrones tenemos trazas con excentricidad baja, y áreas bajas, que provienen de otras partículas. Éstas pueden superar los filtros si se encuentran en valores apenas por encima de los umbrales, generando una probabilidad baja pero no nula de encontrarlos en la distribución. Este no es el caso de los datos simulados debido a que el fondo no replica este tipo de eventos indeseados, lo cual se podría lograr utilizando una plantilla de las imágenes reales a la cual se le sustraen los muones detectados. Es decir, aplicando la técnica de selección de muones desarrollada para una medición del mismo experimento, se generan las etiquetas de los muones detectados en la medición y se las extrae de la imagen total. Así se obtiene un fondo con la mayor cantidad de fuentes externas de ruido posibles. Luego se debe partir sobre esta plantilla para generar los muones sintéticos (en lugar de una que solo tenga el ruido de lectura gaussiano antes descrito) reproduciendo así un entorno más realista en el que las trazas generadas artificialmente pueden interactuar con los otros eventos del fondo. Esto implica también que muones sintéticos cuyas trazas no estaban perturbadas por otros eventos del catálogo, se intersequen con los eventos de la plantilla. Vemos entonces que acotando el rango por fuera de esa problemática observamos una mejor concordancia entre los datos y la simulación. La figura 4.3b pone de manifiesto que el algoritmo de selección de muones es el responsable de la forma que toma la distribución del ángulo azimutal, y la compatibilidad entre los datos simulados y medidos nos dan la pauta de que la distribución azimutal subyacente de los muones del experimento es efectivamente uniforme, lo cual resulta razonable al no haber presentes en el detector inhomogeneidades conocidas ni fuentes externas que pudiesen favorecer algunos valores de dicha magnitud.

Analizamos el peso de cada filtro en generar este cambio de forma y comprobamos que el filtro de linealidad es el de mayor impacto en el ángulo azimutal, generando la marcada periodicidad, como podemos visualizar en la figura 4.5. Como primer comentario notamos que dicha distribución proviene del cálculo del arcotangente mencionado en el capítulo anterior, y si llevamos a cabo un *Toy Monte Carlo* para explorar cómo es la distribución del $arctg(\frac{y}{x})$ donde $x$ e $y$ tienen distribuciones uniformes en $[-100, 100]$ (que es el intervalo al cual pertenecen los valores de las coordenadas del vector dirección medido, ver figura 3.8) se observa una periodicidad con picos en los mismos sitios que los datos experimentales, pero con mínimos distintos de cero.

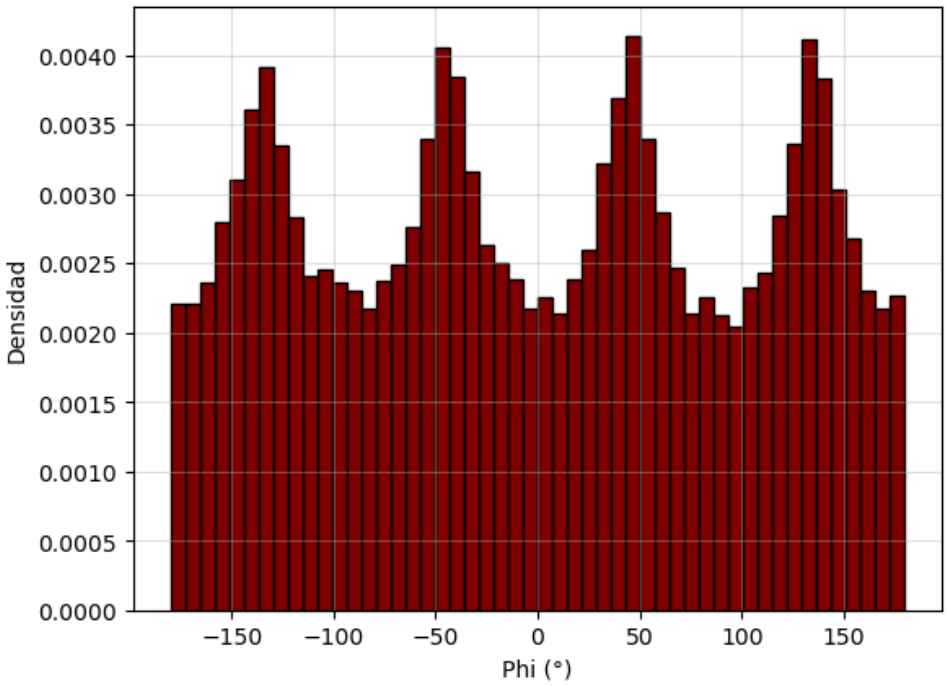



Figura 4.4: Distribución de $\phi = arctg(\frac{y}{x})$ con $x, y \sim \mathcal{U}$ (-100,100)

Entendemos que la depresión de los mínimos $\{-180, -90, 0, 90, 180\}$ observada tanto en los datos como en la simulación se debe a que estos ángulos corresponden a tener alguna de las coordenadas del vector dirección nulas (ya que la traza se encuentra en la totalidad de uno de los ejes) y en la figura 3.8 constatamos que ésto tiene una probabilidad muy baja.

Para evaluar el efecto de cada corte de selección individual en la distribución angular del flujo de muones llevamos a cabo una simulación reducida de 100 imágenes. Mostramos en la figura 4.5 la distribución de la que partimos para los ángulos cenital y azimutal, las distribuciones luego de aplicar individualmente cada corte y marcamos también el producto de aplicar todos los cortes, es decir, el algoritmo de selección completo, para tener de referencia. Podemos advertir cómo se reduce ampliamente la estadística al aplicar los cortes. Observamos que los filtros de área y excentricidad perturban la uniformidad inicial de la distribución azimutal, y el filtro de linealidad presenta el de mayor impacto y termina de romper con la simetría.

Con respecto al ángulo cenital, se manifiesta que el corte por área es el responsable de descartar totalmente los ángulos menores a 10°. Luego observamos que el principal cambio es una baja en la estadística, pero los cortes que afectan significativamente a la distribución son los de área y excentricidad. Mostramos una visión ampliada en la región del corte lineal ya que es el que menor estadística posee, y podemos señalar que combinar el corte de área con el de linealidad no resulta más restrictivo con los ángulos pequeños como es el caso de la combinación de área y excentricidad.

En este capítulo logramos comprender el efecto de cada corte de selección sobre las distribuciones angulares de los muones, lo que nos permitió interpretar los resultados experimentales y revelar sus distribuciones subyacentes, permitiendo contrastar las hipótesis que se tenían al respecto. De esta manera caracterizamos el catálogo obtenido, y avanza-

mos en el uso de los datos de sensores paralelos para la reconstrucción de la trayectoria de muones y la subsiguiente calibración espacial del sistema.

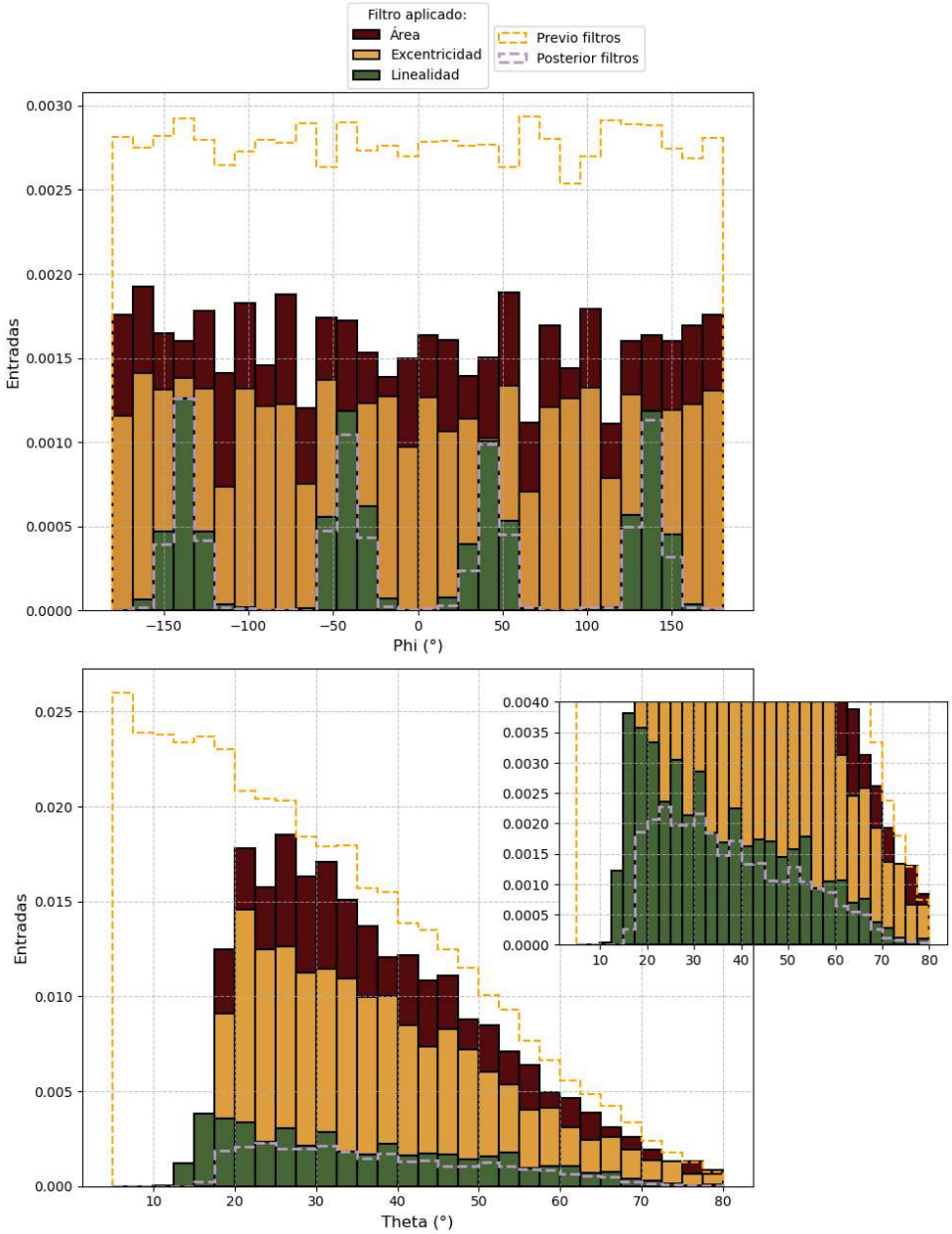



Figura 4.5: Visualización del peso de cada corte de selección en la distribución geométrica de los muones incidentes.

# 5 Reconstrucción de la trayectoria de muones y calibración espacial

En este capítulo describiremos el desarrollo de una técnica de calibración espacial para sensores pixeleados dispuestos paralelamente, a partir de las trayectorias de los muones atmosféricos catalogados en el capítulo 3.

## 5.1. Selección de coincidencias

Los muones atmosféricos atravesarán en línea recta el apilado vertical de los detectores de CONNIE, dadas su alta energía, el régimen de MIP [21] en el que se encuentran y las dimensiones que caracterizan el experimento (ver figura 2.1b). Por ende, a partir de caracterizar geométricamente un muon que impactó en un determinado sensor, se puede calcular su trayectoria e impacto esperado sobre un sensor inferior. Se obtienen así los puntos de entrada y salida *predichos* para cada evento. Para una misma corrida caracterizamos los muones de los primeros dos detectores superiores de la disposición vertical del sistema del experimento CONNIE, denominados OHDU 0 y 1. Teniendo ambos catálogos podemos identificar coincidencias -es decir, depósitos de carga generados por el mismo muon en ambos sensores- teniendo en cuenta que éstos deberían tener los mismos parámetros angulares y estar situados alrededor de los puntos de entrada y salida predichos. La diferencia que pudiera haber entre los puntos de entrada y salida medidos y los predichos radica en el desalineamiento entre los dos detectores, ya que la proyección lineal se realiza considerando que ambos sensores están instalados perfectamente paralelos (con una separación de $\Delta z = 5$ mm) y con sus vértices coincidentes en $xy$. Analizando entonces la distancia entre los puntos medidos y predichos buscamos determinar el desplazamiento relativo $(x_0, y_0, z_0)$ entre los dos sensores, que se visualiza en el esquema de la figura 5.1.

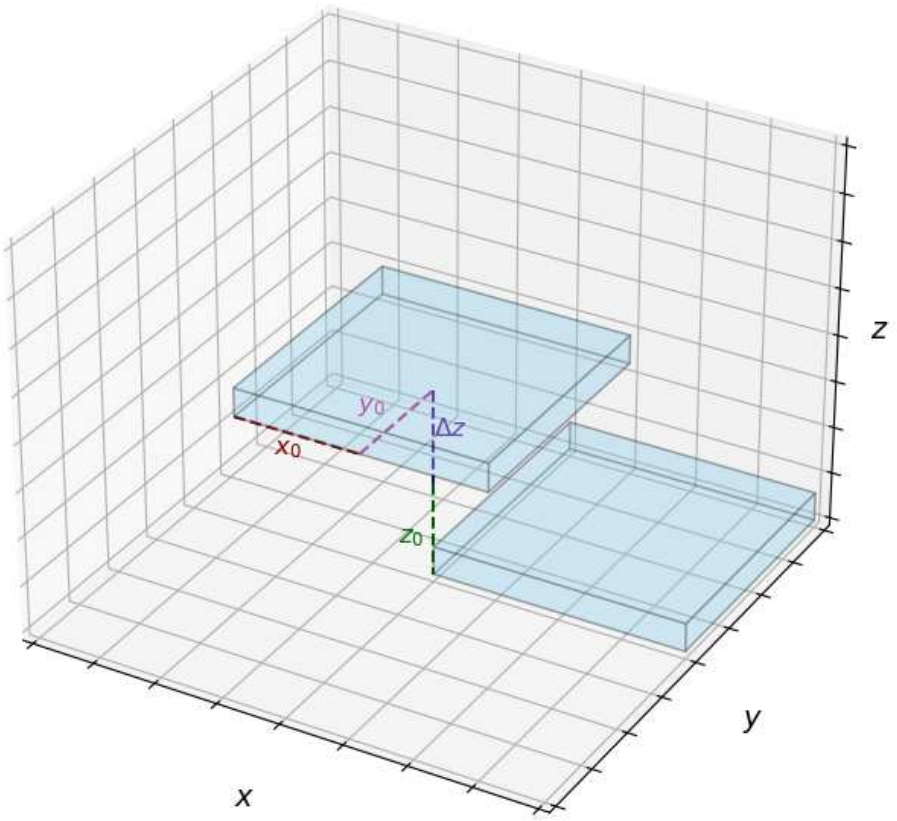



Figura 5.1: Primeros dos sensores de la disposición vertical del sistema, separados por una distancia de $\Delta z = 5$ mm con el desplazamiento relativo entre ellos $(x_0, y_0, z_0)$ a determinar.

Para identificar a dos eventos como provenientes de la misma partícula tomamos como primer medida que los ángulos que caracterizan la trayectoria se diferencien en menos de 1°. Para cada evento trazamos una recta con la dirección dada por estos ángulos y los puntos de entrada y salida sobre el sensor inicial (OHDU 0) y buscamos eventos con las mismas características angulares en una región cercana al punto de impacto calculado con la proyección, analizando una distancia euclidiana de hasta 300 píxeles alrededor de éste. Así obtenemos coincidencias como la que se esquematiza en la figura 5.2: allí vemos a los sensores en cuestión, la trayectoria esperada del muon y la medida, pudiendo observar que presentan una diferencia debido al desalineamiento de los mismos.

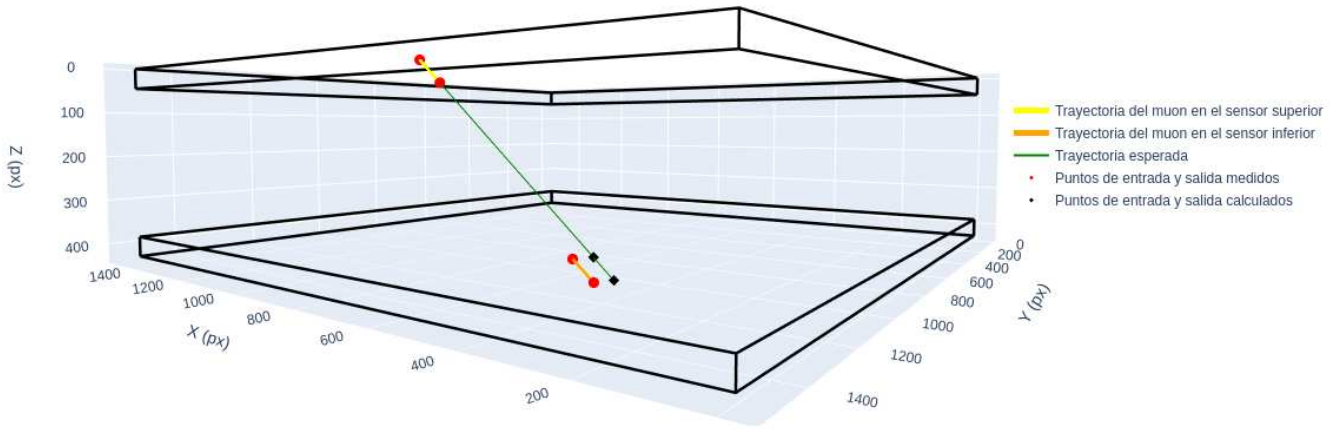



Figura 5.2: Esquema de los dos detectores con uno de los pares de eventos considerado como coincidencia, donde vemos que hay un desfasaje entre la trayectoria proyectada y la medida.

En este análisis tuvimos en cuenta mediciones de los primeros dos sensores de la disposición vertical a lo largo de 8 días, con un aproximado de 8 mediciones por día y una duración de 3 horas cada una. Consideramos todos los eventos coincidentes entre los primeros dos sensores del sistema, resultando en 1450 coincidencias totales. En la figura 5.3 se visualiza una coincidencia donde marcamos los puntos de interés y se obtuvo un desfasaje en $x$ de 5 px y en $y$ de 49 px.

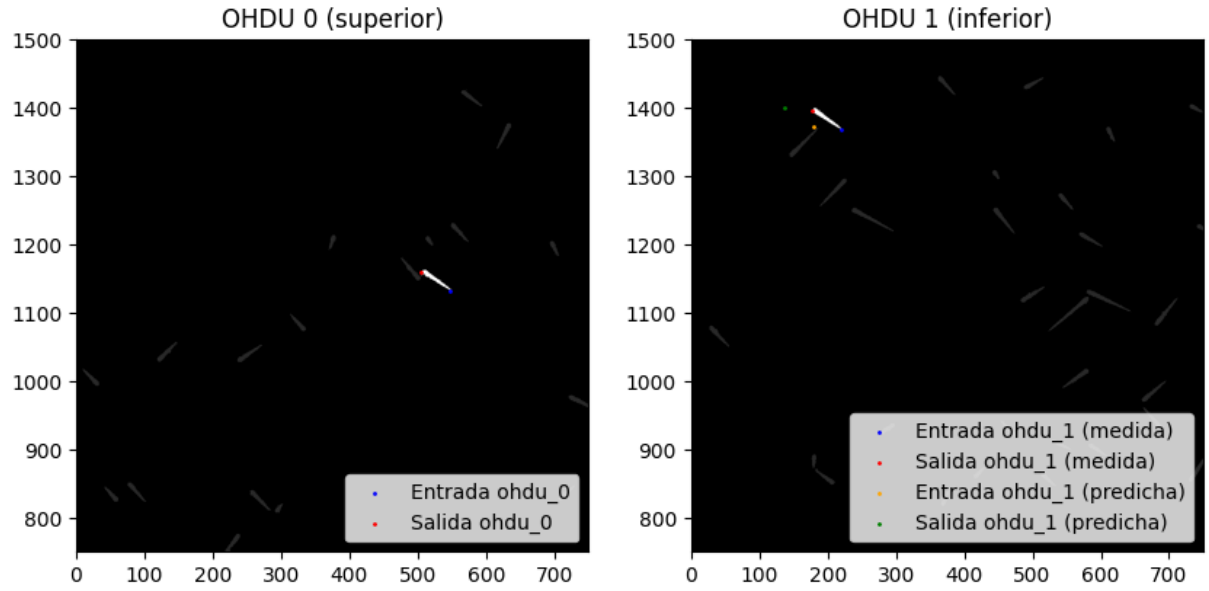



Figura 5.3: Coincidencia resaltada: depósito de carga del mismo muon en el sensor superior e inferior del sistema. Vemos los puntos medidos y calculados a partir de considerar una trayectoria lineal. Presentamos un recorte de la imagen completa a fines de visualización.

## 5.2. Determinación del desalineamiento entre sensores

En primera instancia trabajamos considerando $z_0 = 0$ para evaluar el desalineamiento en el plano. Obtuvimos entonces un catálogo de eventos coincidentes compuesto de la información angular y el desfasaje en las coordenadas $x$ e $y$. Para llevar a cabo el análisis es necesario determinar con qué magnitud caracterizar el desalineamiento entre los sensores, eligiendo una que sea independiente, en la medida de lo posible, de las propiedades individuales de cada evento. Observamos que no resulta adecuado considerar de forma separada el desfasaje en $x$ y en $y$ ya que la inclinación del evento influye en ambos. Por ejemplo, un muon que incide en el plano $yz$, sin componente de su trayectoria en $x$, presentaría un desfasaje nulo en dicha coordenada. Por esto decidimos trabajar con la distancia euclidiana entre los puntos calculados y medidos, esperando obtener una distribución unimodal con moda cercana al cero en el caso óptimo.

### 5.2.1. Estrategia iterativa de barrido en el espacio de parámetros

A la hora de definir el estadístico a analizar para representar la distribución podríamos considerar la media. Sin embargo, ésta resulta afectada por las colas largas y valores atípicos, desplazando su valor respecto a la tendencia central de la distribución. Dado el comportamiento de la distribución esto no nos resultó de utilidad. En cambio, la moda representa el valor más frecuente dentro del conjunto de datos y nos permite identificar directamente el punto de mayor concentración sin la influencia de valores extremos. Esto resulta de especial utilidad en distribuciones unimodales asimétricas, como veremos más adelante.

Por consiguiente el parámetro de interés es la moda, y los parámetros óptimos $(x_0, y_0, z_0)$ serán los que minimicen dicho estadístico. Realizamos entonces un barrido en posibles desplazamientos relativos entre sensores, obteniendo así una tira de distancias calculadas para cada conjunto de dichos parámetros. Exploramos visualmente los cambios en el histograma de dicha variable. En primer lugar llevamos a cabo un barrido grueso en desplazamientos sobre el plano (buscando determinar $x_0$ e $y_0$). Computamos la moda de cada distribución, y volcamos la información en la figura 5.4 que manifiesta un mínimo marcado.

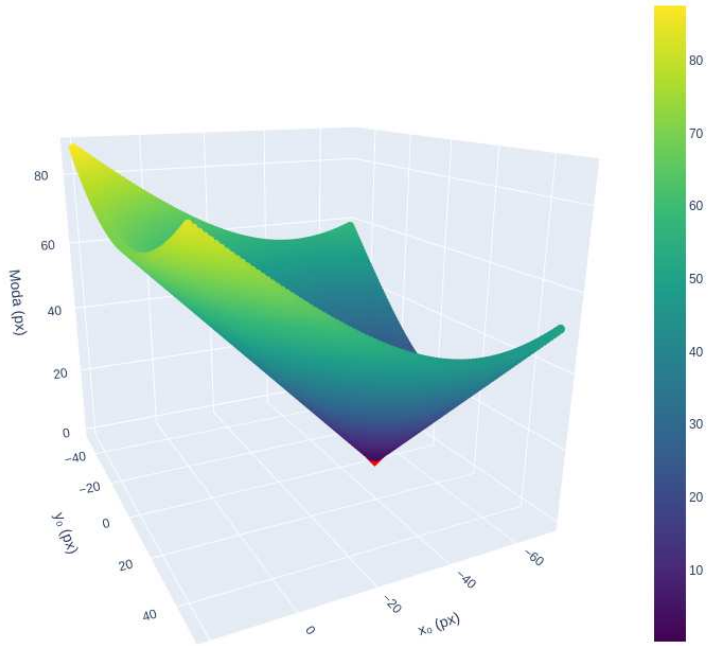



Figura 5.4: Moda de la distancia -entre puntos de la trayectoria medidos y calculados- en función del desalineamiento entre los sensores en el plano $xy$.

Luego observamos la distribución de la variable de interés para valores alrededor del mínimo observado. Plasmamos en la figura 5.5 una grilla de $5 \times 5$ con distintas combinaciones de $x_0$ e $y_0$. Podemos ver que la forma de la distribución cambia radicalmente en cada caso, pudiendo variar incluso entre una naturaleza unimodal o bimodal. Al elegir la combinación real se debe observar una distribución unimodal con una moda cercana a cero dado que en caso de corregir por el desalineamiento que efectivamente manifiestan los sensores se debe reducir significativamente la distancia entre los puntos medidos y calculados. En esta grilla se variaron los parámetros de a 50 px y se visualiza que los mejores gráficos son el segundo ($y_0 = -50$ px) y tercero ($y_0 = 0$ px) de la tercera fila, correspondiente a $x_0 = 0$, debido a ser unimodales y tener la moda más baja. Con este primer abordaje notamos que los valores resultan elevados (74.6 px y 53.3 px) por lo cual es necesario proceder a un barrido más fino de los parámetros entre los valores mencionados.

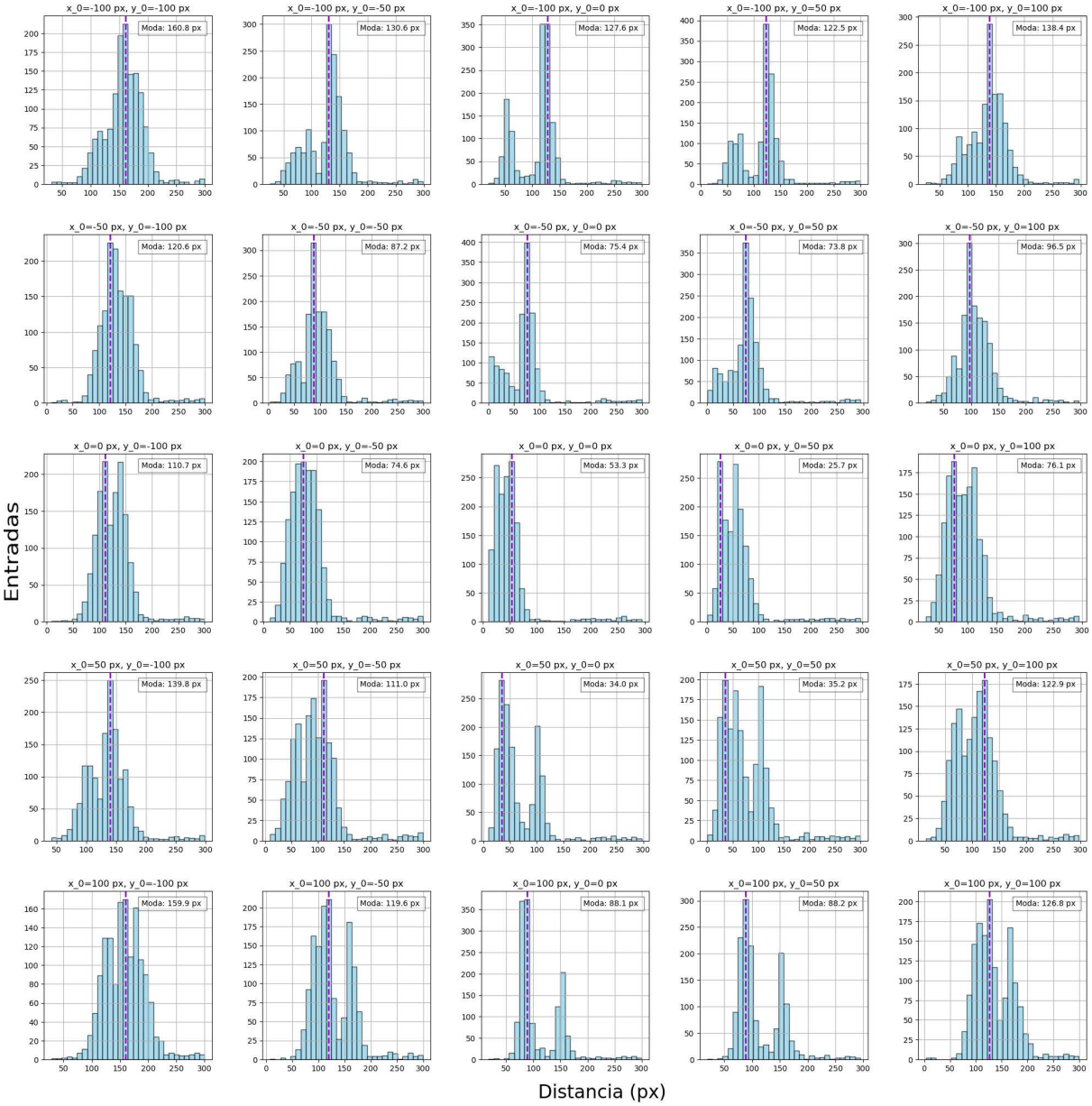



Figura 5.5: Distribución de la distancia entre los puntos medidos y calculados de las trayectorias de los muones considerando 25 combinaciones de desalineamiento en el plano $xy$ entre los sensores. En línea punteada marcamos la moda de cada histograma.

Iteramos esta estrategia hasta minimizar la moda. Hallamos el mejor valor en la distribución calculada con $x_0 = -8$ px y $y_0 = 20$ px, con una moda de 28 px. Para continuar reduciendo este valor, necesitamos tener en cuenta el posible desfasaje en la dirección $z$. Considerando los mencionados valores en el plano como óptimos, aplicamos entonces la misma técnica para la coordenada $z$, empezando por un barrido grueso y luego afinando alrededor de las mejores combinaciones. En la figura 5.6 se encuentra la grilla inicial considerada. Podemos ver que ya en esta instancia la moda se redujo hasta 9.6 px, resaltando nuevamente la importancia de considerar las tres direcciones.

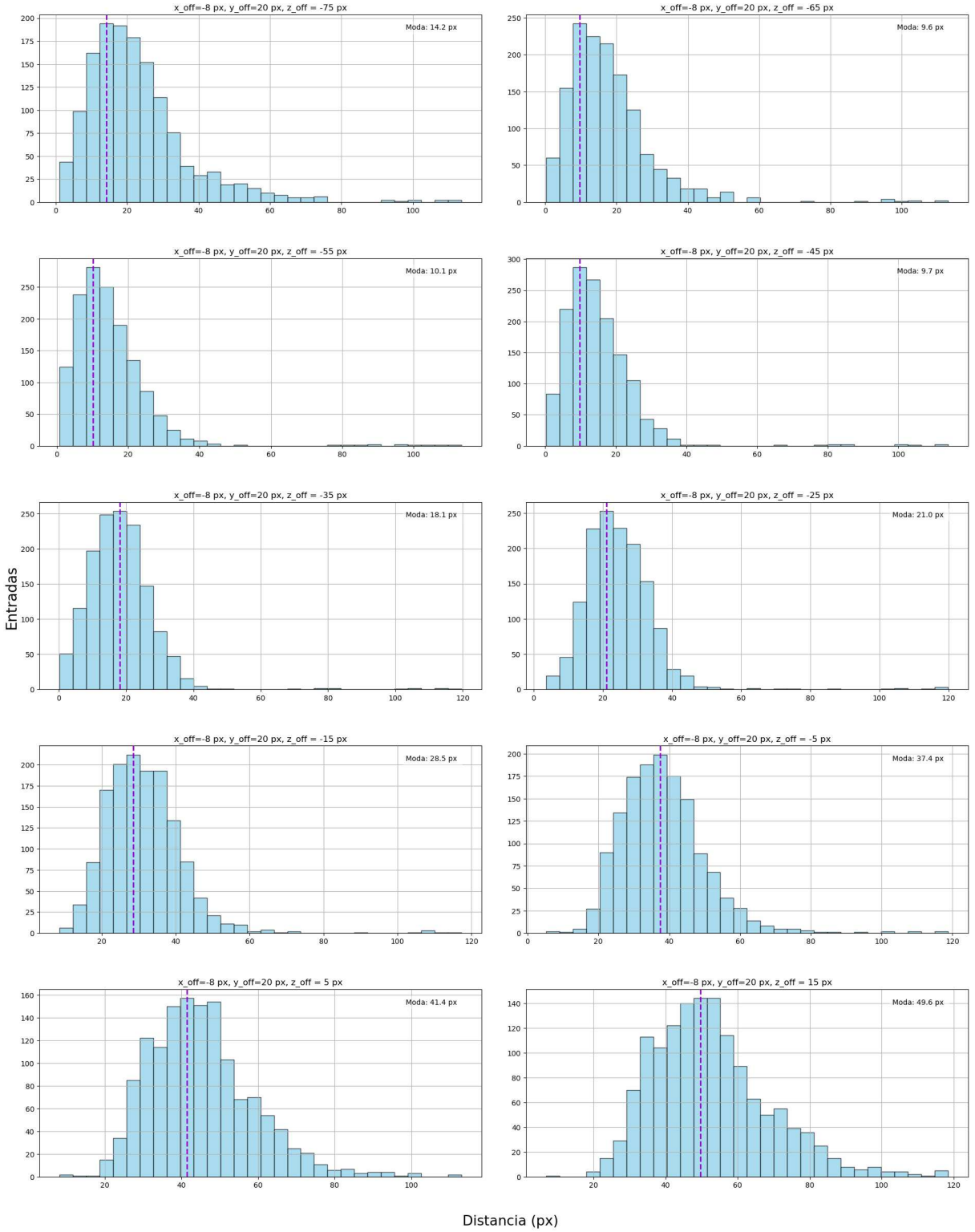



Figura 5.6: Distribución de la distancia entre los puntos medidos y calculados de las trayectorias de los muones considerando 10 combinaciones entre los $(x_0, y_0) = (-8, 20)$ px y $-75$ px $< z_0 < 15$ px.

El mejor caso resulta en el histograma de la figura 5.7 con una moda de 7.83 píxeles (aproximadamente 118 $\mu$m) y un desalineamiento $(x_0, y_0, z_0) = (-8, 21, -48)$ px. Alrededor de estos parámetros no se observaron mejoras significativas pero sí una marcada

influencia del bineado elegido en la magnitud a determinar: a esta escala entonces la estrategia pierde su efectividad. Por lo tanto es necesario recurrir a una herramienta independiente del bineado elegido para sortear la distribución dado que éste es, en principio, una elección visual y no debería condicionar el resultado.

### 5.2.2. Modelado y estimación de máxima verosimilitud

Procedemos entonces a aplicar el método de la estimación de máxima verosimilitud. Recordando lo expuesto en la sección 1.4, éste consiste en maximizar la probabilidad conjunta de haber obtenido todas las observaciones medidas. Para esto es necesario proponer una forma funcional para la distribución de la variable en cuestión. Observamos que la distribución presenta una marcada asimetría positiva, con una mayor concentración de valores en el extremo inferior y una cola extendida hacia valores altos. La naturaleza positiva de la distribución y la distribución sesgada de los valores nos motivan a modelar los datos con una forma funcional *lognormal*.

La distribución *lognormal* es una distribución de probabilidad continua que describe una variable cuyo logaritmo sigue una distribución normal. Es decir, si la variable aleatoria $x$ sigue una distribución lognormal, $y = ln(x)$ seguirá una distribución normal. La función de densidad de probabilidad para una variable aleatoria $x$ que sigue una distribución lognormal se rige por la siguiente expresión

$$f(x;\mu,\sigma) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad x > 0 \tag{5.1}$$

cuyos parámetros característicos son $\mu$ y $\sigma$, donde el primero es la media de la variable transformada $y = ln(x)$ y el segundo es su desviación estándar.

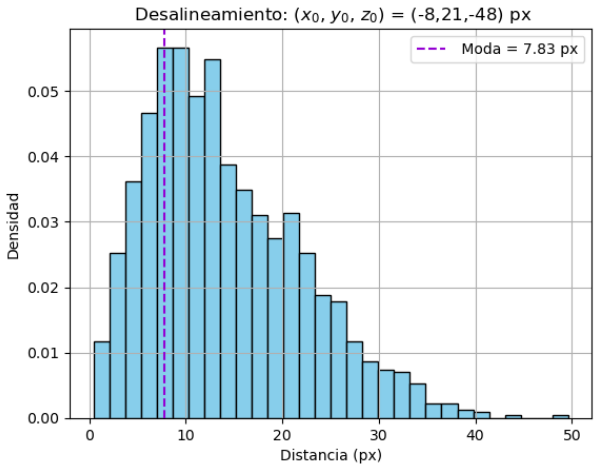



Figura 5.7: Distribución de la distancia entre los puntos medidos y calculados de la trayectoria de los muones.

Para obtener el valor esperado y la varianza de nuestra variable de interés $x$, debemos hacer uso de las relaciones de la ecuación 5.2.

$$\begin{aligned} E(x) &= \exp\left(\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right), \\ Var(x) &= \left[\exp(\sigma^2) - 1\right] \exp\left(2\mu + \sigma^2\right) \end{aligned} \tag{5.2}$$

En primera instancia se realizó un ajuste por cuadrados mínimos para ganar confianza en la elección de la función de probabilidad para nuestros datos.

En la figura 5.8 vemos por un lado una compatibilidad entre la curva ajustada y los datos con sus respectivos errores, obteniendo un valor de $\chi^2$ reducido de 1.08 y un p-valor de 0.33. Esto nos permite aceptar la hipótesis nula de que los valores siguen una distribución lognormal, dado que la desviación estándar de la distribución $\chi^2_\nu$ es $\frac{2}{\sqrt{2\nu}}$ y por lo tanto para este caso con 42 bins y dos parámetros a ajustar tenemos $\nu = 40$, y entonces $\sigma(\chi^2_{40}) = 0.22$. De esta forma la desviación de 0.08 del $\chi^2$ reducido obtenido respecto del 1 es aceptable. El p-valor obtenido remarca esto dado que la distribución obtenida es compatible con lo esperado teóricamente. Para mostrar la bondad del ajuste graficamos la distribución de la función $\chi^2$ con los mismos grados de libertad que los datos (es decir $n - k$ donde $n$ es la cantidad de bines y $k$ la cantidad de parámetros que describen la distribución) y observamos en donde cae nuestro valor hallado de $\chi^2 = 43.35$, como se visualiza también en la figura en cuestión. Al tener un área a la derecha del 33 % de la campana podemos aceptar la hipótesis nula de que la función lognormal ajusta a nuestros datos y consideramos como bueno al ajuste. Los parámetros obtenidos son $\mu = 2.62$ y $\sigma = 0.52$. Aceptamos luego esta forma funcional como modelo para describir los datos y nos volcamos a la estrategia que nos permite hilar fino hasta encontrar los parámetros óptimos de desalineamiento, que a su vez es independiente del bineado -no se vale de un histograma- y permite además estimar un error para los parámetros obtenidos.

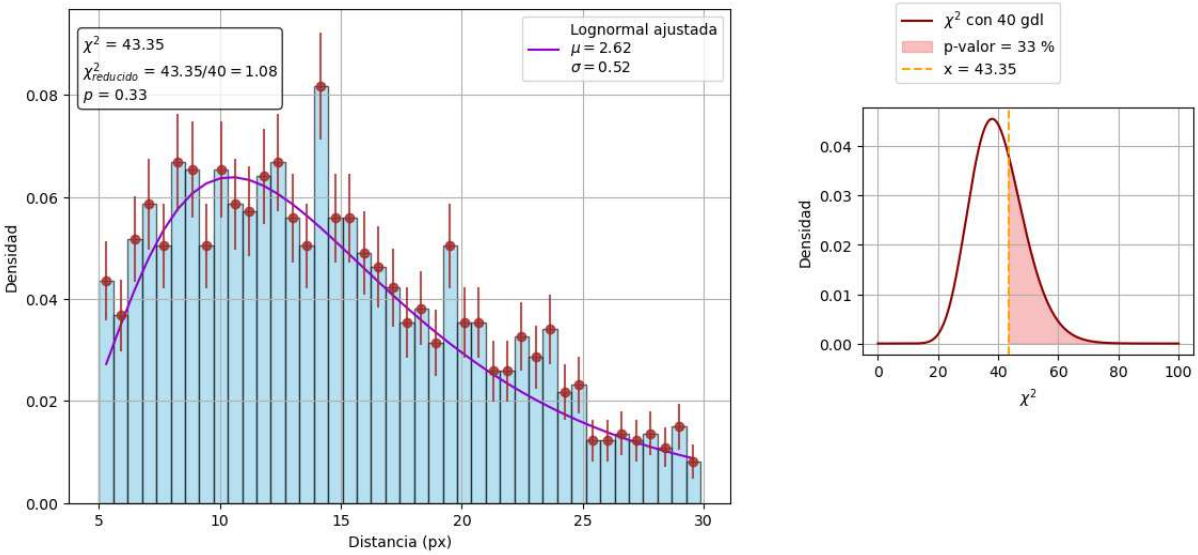



Figura 5.8: Compatibilidad entre los datos y la función propuesta: a la izquierda, histograma con la distribución, el ajuste y las barras de error de Poisson. Parámetros que afirman la bondad del ajuste. A la derecha, la distribución de una $\chi^2$ con los mismos grados de libertad que los datos junto con el valor hallado.

La verosimilitud, considerando la función de densidad de probabilidad de la ecuación 5.1, toma la expresión:

$$\mathcal{L}(\mu, \sigma) = \prod_{i=1}^{n} f(x; \mu, \sigma) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{x_i \sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x_i) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right). \tag{5.3}$$

Y se deben determinar los parámetros $\hat{\mu}$ y $\hat{\sigma}$ que la maximicen, obteniendo $\mathcal{L}(\hat{\mu}, \hat{\sigma}) \equiv \mathcal{L}_{max}$. Trabajamos con el estimador $\mathcal{Q}$,

$$\begin{aligned} Q &= -2\log\left(\frac{\mathcal{L}}{\mathcal{L}_{\max}}\right) \\ &= -2\left\{\sum_{i=1}^{n}\log\left[\frac{1}{x_i\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{(\ln(x_i)-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)\right] - \log\left(\mathcal{L}_{\max}\right)\right\}. \end{aligned} \tag{5.4}$$

recordando que minimizar esta expresión se condice con maximizar la verosimilitud, y además provee la ventaja de determinar el error en los parámetros estimados: el intervalo centrado en el mínimo de $Q$ tiene un 68 % de probabilidad de contener al valor real de los parámetros, considerando como extremos a la intersección con el plano $Q = 1$, como se visualizará más adelante. En este caso el problema tiene resolución analítica:

$$\begin{aligned} Q(\mu,\sigma) &= -2\left\{\sum_{i=1}^{n}\left(-\frac{(\ln(x_i)-\mu)^2}{2\sigma^2} - \log(x_i\sigma\sqrt{2\pi})\right) - \log\left(\mathcal{L}_{\max}\right)\right\} \\ &= 2\left\{\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{(\ln(x_i)-\mu)^2}{2\sigma^2} + \log(x_i\sqrt{2\pi}) + \log(\sigma)\right) + \log(\mathcal{L}_{\max})\right\}. \end{aligned} \tag{5.5}$$

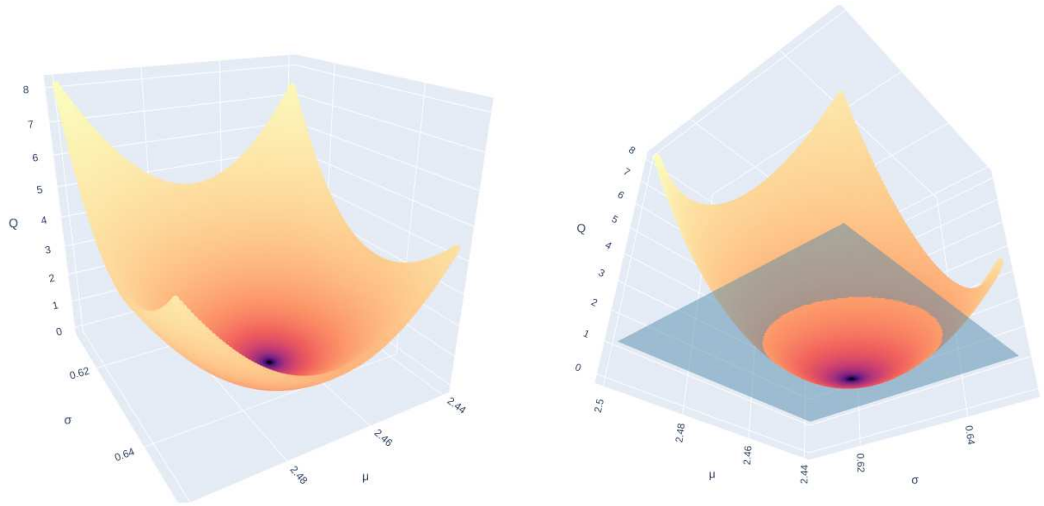
Derivamos respecto a cada parámetro e igualamos a cero para minimizar,

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q}{\partial \mu} &= -2\left\{\sum_{i=1}^{n}\frac{\log(x_i)-\mu}{\sigma^2}\right\} \\ &= 0 \Longleftrightarrow \sum_{i=1}^{n}\log(x_i) - \mu = \sum_{i=1}^{n}\log(x_i) - n\mu = 0 \\ &\Rightarrow \boxed{\hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\log(x_i)}{n}}. \end{aligned} \tag{5.6}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q}{\partial \sigma^2} &= 2\left\{\sum_{i=1}^{n}\frac{-(\log(x_i)-\mu)^2}{2\sigma^4} + \frac{1}{2\sigma^2}\right\} \\ &= 0 \Longleftrightarrow \sum_{i=1}^{n}\frac{(\log(x_i)-\mu)^2}{\sigma^4} - \frac{n}{\sigma^2} = 0 \\ &\Longleftrightarrow \sum_{i=1}^{n}(\log(x_i)-\mu)^2 = n\sigma^2 \\ &\Rightarrow \boxed{\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\log(x_i)-\hat{\mu})^2}{n}}}. \end{aligned} \tag{5.7}$$

Realizamos entonces un barrido en el espacio de parámetros $x_0, y_0, z_0$, calculando para 125 distintas combinaciones la razón de verosimilitud. Para cada una computamos: los valores obtenidos de $\hat{\mu}$, $\hat{\sigma}$ y su diferencia con los resultados analíticos, la verosimilitud máxima $\mathcal{L}(\hat{\mu}, \hat{\sigma})$ y la distribución resultante para $Q$ a partir de variar $\mu$ y $\sigma$ en un cierto intervalo alrededor del valor esperado. En la figura 5.9 observamos el gráfico de $Q(\mu, \sigma)$

en el caso particular de $(x_0, y_0, z_0) = (-8, 21, -48)$ px pudiendo visualizar la forma suave de la función con un mínimo en $\mu = 2.46$ y $\sigma = 0.63$.




(a) (b)

Figura 5.9: Razón de verosimilitud en función de los parámetros $\mu$ y $\sigma$. A la derecha tenemos una visión lateral de la superficie para apreciar la intersección entre la misma y el plano $Q = 1$.

El error en cada parámetro está determinado por la intersección entre la superficie mostrada y el plano $Q = 1$, que resulta ser un corte elipsoidal como se observa en la figura 5.10. Realizamos un ajuste simple para determinar la elipse que describe estos datos, pudiendo visualizar que se posicionan con esa geometría marcada. Utilizamos cuadrados mínimos para la ecuación 5.8

$$\frac{(\mu - \mu_0)^2}{a^2} + \frac{(\sigma - \sigma_0)^2}{b^2} = 1 \tag{5.8}$$

donde $(\mu_0, \sigma_0)$ es el centro de la elipse y $a, b$ son los semiejes mayor y menor respectivamente. En la figura 5.10 se puede ver que el punto mínimo de la verosimilitud está desplazado del centro de la elipse. Esta asimetría es de esperar dada la cantidad de realizaciones $N$ de la variable aleatoria con las que se trabajó (resulta totalmente simétrico con $N \to \infty$).

Los intervalos están dados por la intersección entre las rectas $\mu \equiv \mu_{min}$ y $\sigma \equiv \sigma_{min}$ con la curva de la elipse como se visualiza en la figura 5.10, y resultan $\mu = (2.468 \pm 0.012)$ y $\sigma = (0.6342 \pm 0.0085)$.

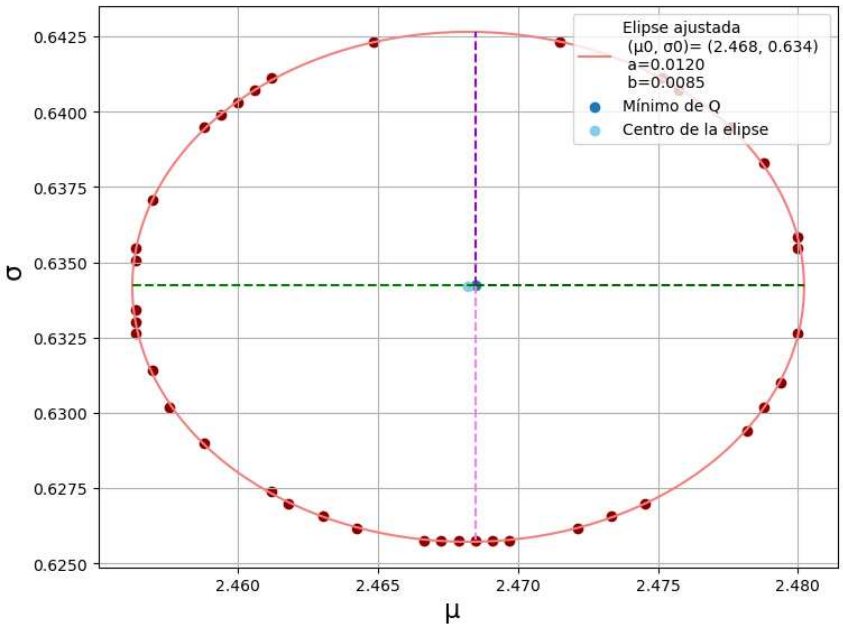



Figura 5.10: Corte elipsoidal de la superficie de la razón de verosimilitud en el plano $Q = 1$.

Este ajuste geométrico arrojó un error cuadrático medio de $6 \times 10^{-5}$ por lo cual tenemos confianza en los parámetros calculados. Los parámetros obtenidos nos permiten determinar la moda $M(f)$ de la distribución utilizando la ecuación 5.9

$$M(f) = e^{\mu - \sigma^2} \tag{5.9}$$

obteniendo $M(f) = (7.90 \pm 0.13)$ px. La obtención de este parámetro con este método nos brinda la posibilidad de ponerle un error a las magnitudes que buscamos $(x_0, y_0, z_0)$: sabemos con un 68 % de confianza el intervalo de los parámetros que caracterizan la distribución, y podemos variar los desfasajes propuestos hasta antes de obtener valores que se salgan por fuera de dichos intervalos. Es así que obtenemos los límites para estos valores:

$$\boxed{\begin{aligned} -10 \text{ px} \leq x_0 \leq -7 \text{ px} \\ 20 \text{ px} \leq y_0 \leq 21 \text{ px} \\ -52 \text{ px} \leq z_0 \leq -48 \text{ px} \end{aligned}} \tag{5.10}$$

Con esta estrategia conseguimos determinar el desfasaje relativo de los primeros dos sensores de la disposición vertical del experimento con un error combinado cuadráticamente de 3 px, que equivale a 45 $\mu$m. Consolidamos una técnica que resulta sólida frente a la fluctuación estadística dado a ser independiente de histogramas y elección de bineado; tiene resolución analítica y nos permite determinar la distribución de la magnitud estudiada, pudiendo estimar los parámetros con su respectivo error, así como también ponerle cotas a los posibles desfasajes. Esta estrategia es de gran utilidad para técnicas de *tracking* en experimentos de búsqueda de partículas exóticas y materia oscura ligera. Estos experimentos requieren una calibración espacial precisa de los sensores, los cuales deben estar correctamente alineados para realizar mediciones con un bajo nivel de falsos positivos. Esto se debe a que, al aumentar el número de sensores, la probabilidad de detectar coincidencias alineadas de manera aleatoria disminuye significativamente. Esta precisión

es especialmente importante en situaciones donde las señales son débiles, como se espera en el caso de este tipo de fuentes. La potencia de la técnica aumentará a medida que se incorporen más sensores, ya que cada uno reduce la posibilidad de falsas coincidencias. Además, esto permitiría identificar muones mediante coincidencias, posibilitando relajar los cortes de selección y obtener una mayor estadística.

Analizar la posible inclinación relativa entre los sensores podría contribuir a optimizar aún más la calibración. Esto se debe a que los sensores podrían no estar colocados de manera perfectamente paralela, sino manteniendo un ángulo $\phi$ entre ellos. Otro espacio de mejora es la función que utilizamos para modelar los datos de distancia. En el apéndice A derivamos analíticamente la distribución de Rayleigh bajo la suposición de errores gaussianos en la determinación de $\Delta x$ y $\Delta y$. Esta distribución presenta una mejor compatibilidad con los valores extremos de los datos, lo que sugiere que este modelo captura de manera más efectiva el comportamiento. En efecto, el ajuste arrojó un $p - valor = 0.12$.

# 6 Conclusiones

En esta tesis, hemos desarrollado y aplicado una técnica robusta para la reconstrucción de trayectorias de muones atmosféricos y su uso en la calibración espacial de detectores dispuestos en paralelo. Uno de los principales desafíos fue mantener la pureza de la muestra de muones utilizada para este fin, lo que implicó un compromiso entre la calidad de la selección y la pérdida de una porción significativa de eventos. Los cortes de selección aplicados fueron exitosos para distinguir los muones de otro tipo de partícula pero modificaron notablemente las distribuciones angulares del flujo, especialmente en los ángulos de incidencia bajos. Sin embargo, la simulación Monte Carlo demostró ser una herramienta poderosa para validar nuestras hipótesis y comprender el impacto de estos cortes en las distribuciones subyacentes. Además, es un recurso que puede usarse para testear los parámetros de las distribuciones a través de permitir parámetros libres en las mismas y ajustarlos a posteriori. En este sentido, profundizando en la técnica de *tracking* mediante la incorporación de más sensores del sistema vertical, se podría realizar el camino inverso y seleccionar los muones a partir de encontrar coincidencias, permitiendo relajar los cortes de selección. Esta técnica de calibración espacial desarrollada, basada en la identificación de coincidencias entre sensores, demostró ser efectiva para determinar el desalineamiento relativo entre detectores. Utilizando un enfoque exploratorio en los parámetros y el método de máxima verosimilitud, logramos una precisión menor a 45 micrómetros en la estimación del desalineamiento. Esta técnica no solo es independiente del bineado de los histogramas, sino que también permite estimar errores en los parámetros ajustados, lo que la hace robusta frente a fluctuaciones estadísticas.

Para continuar refinando la metodología se tiene la posibilidad de analizar la inclinación relativa entre los sensores y mejorar el modelado de las distribuciones de distancia entre los puntos de impacto predichos y medidos. Una utilidad clave de esta técnica es su potencial adaptación para la búsqueda de partículas exóticas, como las partículas de carga fraccionaria (mCP) u otras candidatas a materia oscura liviana. La capacidad de reconstruir trayectorias con alta precisión y distinguir eventos de fondo es fundamental en experimentos que buscan señales débiles y de baja probabilidad.

Una aplicación adicional de la técnica de selección de muones aplicada a los datos medidos por CONNIE es el estudio de la evolución del flujo de muones a lo largo del tiempo, para así conseguir tanto la evolución temporal del mismo en la Anomalía del Atlántico sur como la evolución de los ciclos solares.

En suma, esta tesis no solo contribuye a los avances en la calibración espacial de detectores, sino que también proporciona herramientas metodológicas que pueden ser aplicadas en una amplia gama de experimentos de física de partículas. La combinación de técnicas de selección rigurosas, simulaciones Monte Carlo y métodos estadísticos avanzados nos

permitió desarrollar una estrategia sólida y versátil, con aplicaciones directas en la mejora de la sensibilidad y la reducción del fondo en experimentos de búsqueda de materia oscura y partículas exóticas en experimentos actuales como Oscura.

# A La distribución de Rayleigh como propuesta de mejora

Realizamos un desarrollo analítico para encontrar la función de distribución más adecuada para modelar los datos de distancia entre los puntos predichos y medidos, en el capítulo 5. La variable en cuestión es una distancia aritmética en dos dimensiones, por lo cual proponemos las variables aleatorias $x_1$ y $x_2$, independientes y distribuidas normalmente, que representan los desfasajes en las dos coordenadas:

$$x_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma), \quad i = 1, 2. \tag{A.1}$$

Definimos a $y$ como:

$$y = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}. \tag{A.2}$$

Entonces, la distribución conjunta de $x_1$ y $x_2$ resulta

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x_1^2+x_2^2}{2\sigma^2}}. \tag{A.3}$$

Realizando un cambio de variables a coordenadas polares,

$$x_1 = r\cos\theta, \quad x_2 = r\sin\theta \tag{A.4}$$

donde $r \geq 0$, $\theta \in [0, 2\pi)$ y el Jacobiano resulta $J = r$, podemos reescribir la probabilidad conjunta en esos términos:

$$f(r, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} r. \tag{A.5}$$

Esta expresión es sencilla de integrar en $\theta$ para obtener la distribución marginal de $r$:

$$f(r) = \int_0^{2\pi} f(r, \theta)\, d\theta = \frac{r}{\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}. \tag{A.6}$$

Esta función se denomina la distribución de Rayleigh. En la figura A.1 vemos como esta función se ajusta mejor que la *lognormal* en ambos extremos de la distribución, por lo que nos permitiría no acotar el rango de ajuste y conseguir mejores resultados. Podemos observar que la curva se solapa con los errores del histograma en un porcentaje considerable del dominio.

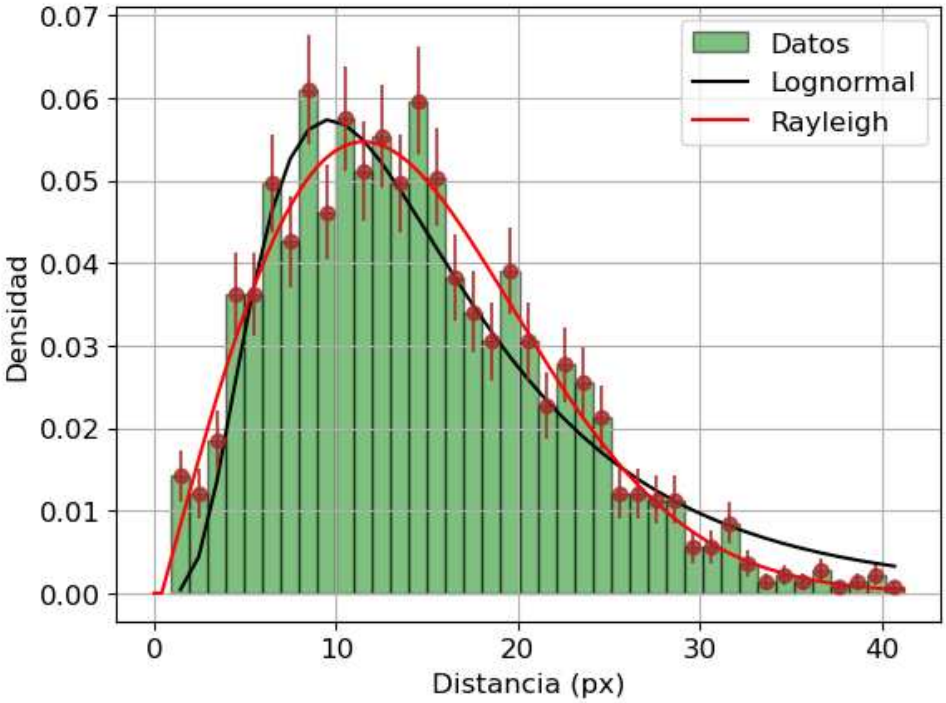



Figura A.1: Distribución de Rayleigh para modelar los datos y comparación con la log-normal. Asignamos un error de Poisson a los bines del histograma y el ajuste arrojó un $p - valor$ de 0.12.

# Bibliografía


[1] A. Aguilar-Arevalo et al. Exploring low-energy neutrino physics with the Coherent Neutrino Nucleus Interaction Experiment. *Phys. Rev. D*, 100:092005, 2019.

[2] S. Cecchini et al. Atmospheric muons: experimental aspects. *Journal of Physics G: Nuclear and Particle Physics*, 39(3):035201, 2012.

[3] HyperPhysics. URL: https://hyperphysics.phy-astr.gsu.edu/hbasees/Astro/cosmic.html. Visitado: 14-03-25.

[4] T. K. Gaisser. *Cosmic Rays and Particle Physics*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1990.

[5] M.G. Aartsen et al. Calibration and characterization of the icecube neutrino observatory. *Journal of Instrumentation*, 12(03):P03012, 2017.

[6] Y. Fukuda et al. Calibration of the super-kamiokande detector. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 501(2):418–462, 2003.

[7] H. S. Hudson. Solar variability and oscillations. *Reviews of Geophysics*, 25(3):651, 1987.

[8] S. E. Forbush. Solar influences on cosmic rays. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 43(1):28–41, 1957.

[9] C. E. Barton. International geomagnetic reference field: The seventh generation. *Journal of Geomagnetism and Geoelectricity*, 49(2-3):123–148, 1997.

[10] J. R. Janesick et al. Scientific Charge-Coupled Devices. *Optical Engineering*, 26(8), August 1987.

[11] M. Cababie. *Origen y caracterización de eventos de un electrón en Skipper-CCDs para la búsqueda de materia oscura liviana*. Tesis doctoral, Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Departamento de Física, 2023.

[12] S. E. Holland et al. Fully depleted, back-illuminated charge-coupled devices fabricated on high-resistivity silicon. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 50(1):225–238, 2003.

[13] M. Sofo Haro et al. Studies on small charge packet transport in high-resistivity fully-depleted CCDs. arXiv:1906.11379v1 [physics.ins-det], 2019. 26 Jun 2019.

[14] M. Sofo Haro. *Sensores multipixel CCD de ultra bajo ruido de lectura para detección de partículas*. PhD thesis, Instituto Balseiro, Universidad Nacional de Cuyo, 2017.

[15] A. Aguilar-Arevalo et al. Search for low-mass WIMPs in a 0.6 kg day exposure of the DAMIC experiment at SNOLAB. nov 2016.

[16] A. Aguilar-Arevalo et al. Search for Reactor-Produced Millicharged Particles with Skipper-CCDs at the CONNIE and Atucha-II Experiments. *Physical Review Letters*, 134(7):071801, 2025.

[17] S. Perez et al. Searching for millicharged particles with 1 kg of Skipper-CCDs using the NuMI beam at Fermilab. *Journal of High Energy Physics*, 2024(2):072, 2024.

[18] S. S. Wilks. The large-sample distribution of the likelihood ratio for testing composite hypotheses. *The Annals of Mathematical Statistics*, 9(1):60–62, 1938.

[19] A. G. Frodesen et al. *Probability and Statistics in Particle Physics*. Universitetsforlaget, Bergen, Oslo, Tromsø, 1979.

[20] G. Hölzer et al. K$\alpha$1,2 and K$\beta$1,3 x-ray emission lines of the 3d transition metals. *Physical Review A*, 56(6):4554–4568, Dec 1997.

[21] H. Bichsel et al. Review of Particle Physics. *Physics Letters B*, 592(1):1, 2006. Section 27: Passage of Particles Through Matter.

[22] D. Rodrigues et al. Absolute measurement of the Fano factor using a Skipper-CCD. *Fermilab-Pub*, 20-283-E, 2020.

[23] H. Bethe et al. *Experimental Nuclear Physics*. J. Wiley, New York, 1953.

[24] D. E. Groom et al. Muon Stopping Power and Range: 10 MeV—100 TeV. *Atomic Data and Nuclear Data Tables*, 78(2):183–356, 2001.

Tesis disponible bajo Licencia Creative Commons, Atribución – No Comercial – Compartir Igual (by-nc-sa) 2.5 Argentina Buenos Aires, 2025