

Estimación de Energía de Rayos Cósmicos para el Observatorio HAWC aplicando algoritmos de Inteligencia Artificial



Jorge Alfredo Jaimes Teherán – jjalfredo68@gmail.com

Christian Sarmiento Cano, Ibrahim Torres, Tomás Capistrán, Luis Nuñez.

Universidad Industrial de Santander
Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica
Università degli Studi di Torino





Objetivo general

- Estimar la energía de los rayos cósmicos primarios mediante la implementación de algoritmos de inteligencia artificial.

Objetivos específicos

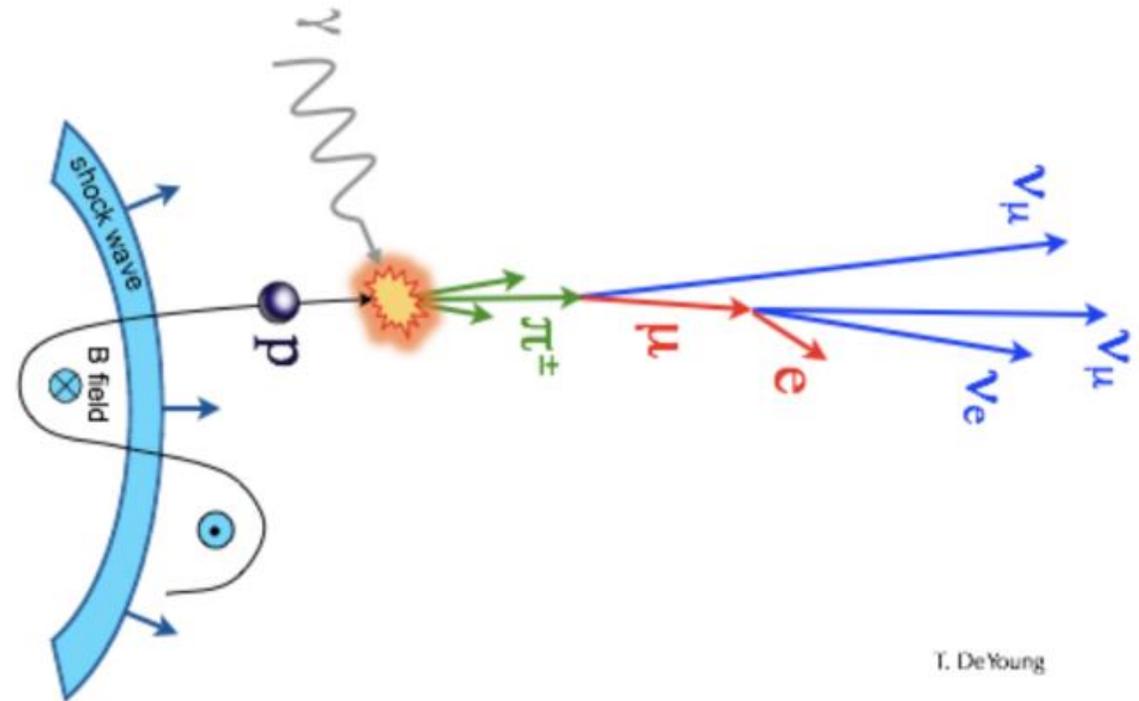
- Recolectar e interpretar la física de los datos obtenidos por el HAWC.
- Diseñar e implementar un modelo de inteligencia artificial capaz de estimar el valor de energía del rayo cósmico primario, teniendo en cuenta el sentido físico de las cascadas atmosféricas extendidas.
- Validar la confiabilidad de los algoritmos mediante comparaciones con otros métodos entrenados y el estado del arte.
- Calcular el espectro de rayos cósmicos con el mejor modelo obtenido.

Rayos cósmicos

- Núcleos (hidrógeno,..., hierro)
- Remanentes de supernovas, púlsares y agujeros negros
- Interactúan con campos magnéticos y eléctricos

Rayos gamma

- Son fotones
- Explosiones de supernovas, fusión de estrellas de neutrones, AGN's, entre otros
- Viajan en línea recta

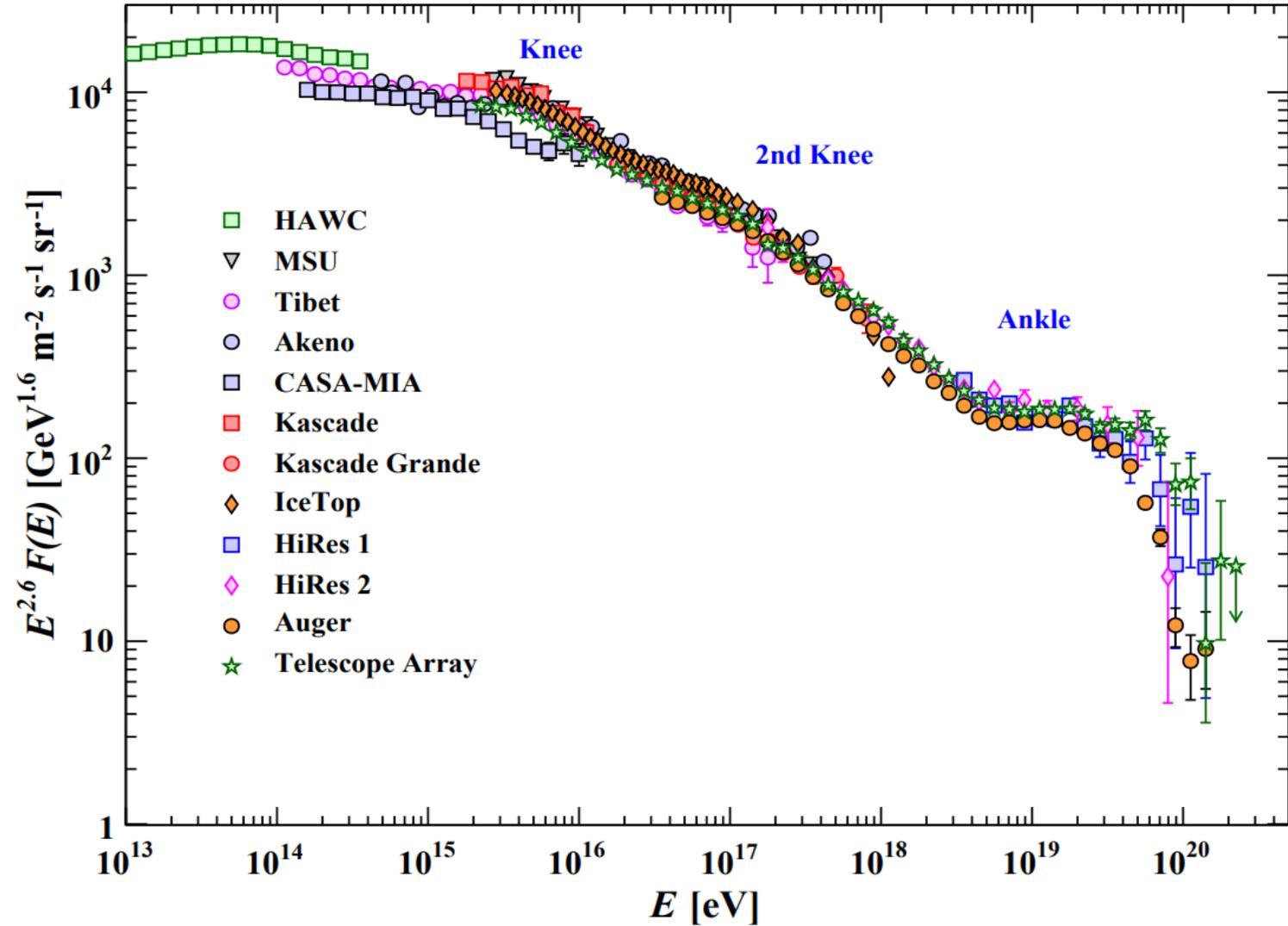


T. DeYoung

Espectro de rayos cósmicos



- La rodilla
- Segunda rodilla
- Tobillo
- Supresión



Cascadas atmosféricas extendidas



Electromagnética

- Decay of π^0 :
 $\pi^0 \rightarrow \gamma\gamma$
 $\pi^0 \rightarrow \gamma e^+ e^-$
- Bethe-Heitler:
 Breaking: $e^\pm \xrightarrow{\gamma} e^\pm \gamma$
 Pairs: $\gamma \xrightarrow{e^\pm} e^+ e^-$
- Dominates $N_{m\acute{a}x} \rightarrow X_{m\acute{a}x}$

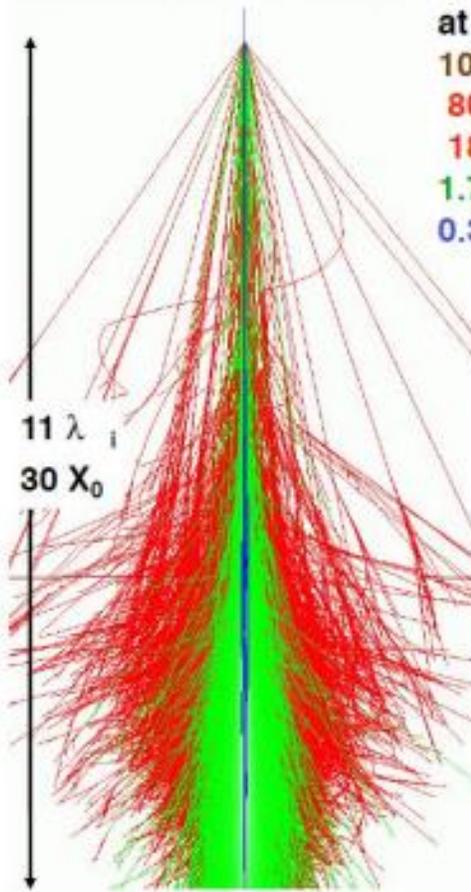
Muónica

- Decay of K^\pm and π^\pm :
 $K^+ \rightarrow \mu^+ \nu_\mu$
 $K^+ \rightarrow \pi^+ \pi^0$
 $\pi^+ \rightarrow \mu^+ \nu_\mu$
- Radiative processes:
 $\mu^\pm \xrightarrow{\gamma} \mu^\pm e^+ e^-$
 $\mu^\pm \xrightarrow{\gamma} \mu^\pm + had$

Hadrónica

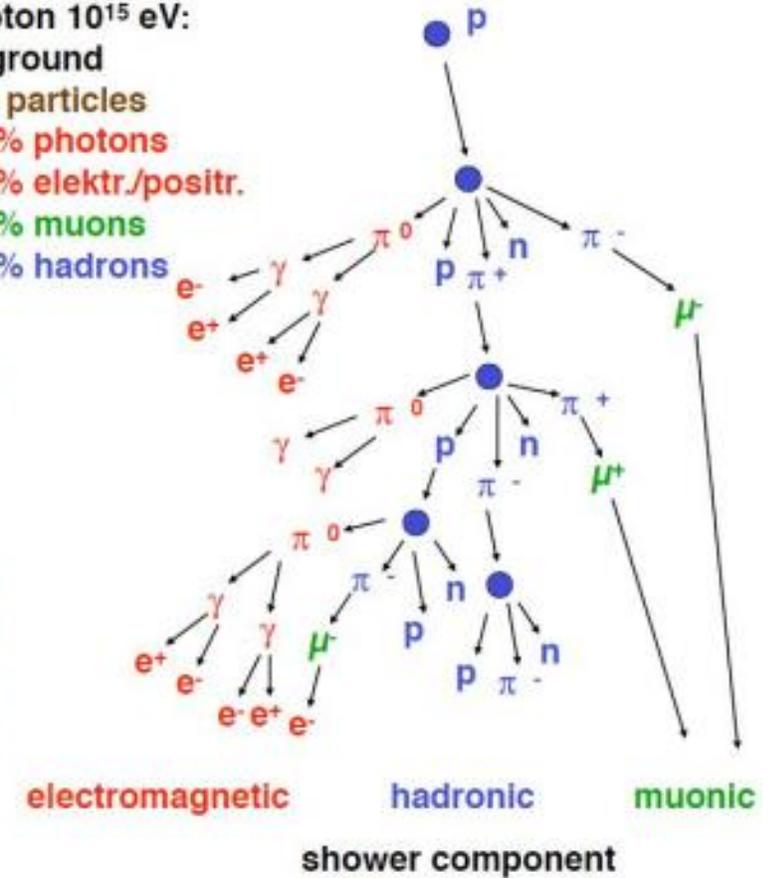
- Nuclear fragments
- p, n, π^\pm, K^\pm
- Charm mesons
- Leading particle effect
- Concentrated in the rain axis
- $N_h \propto N_e^{0,95}$

Extensive air showers



Proton 10^{15} eV:

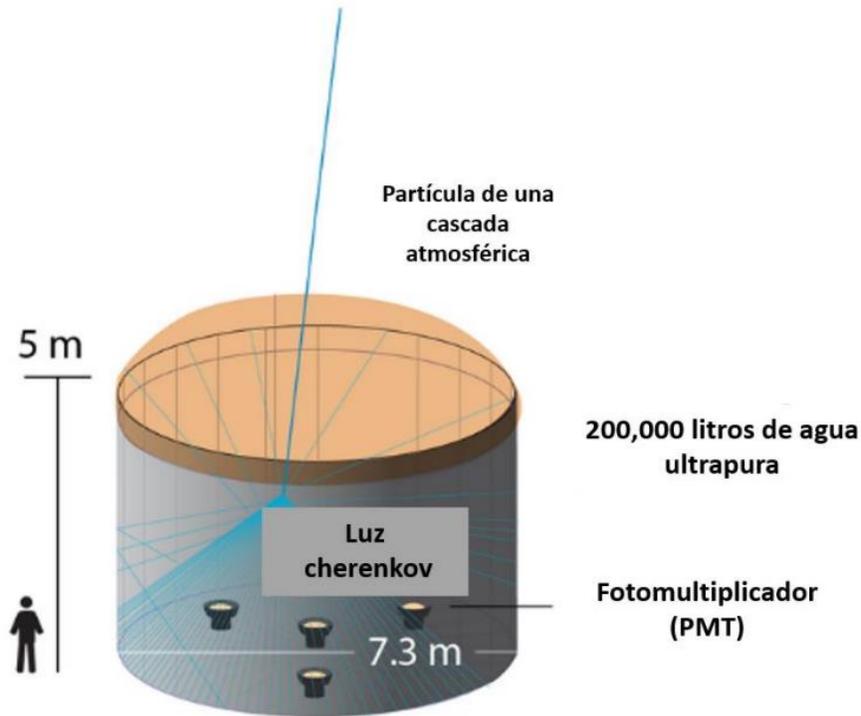
- 10^6 particles
- 80% photons
- 18% elektr./positr.
- 1.7% muons
- 0.3% hadrons



HAWC

- Situado en el volcán Sierra Negra
- 100 GeV hasta ~ 1 PeV (RC)
- 300 Tanques Cherenkov en agua
- 4 foto multiplicadores por tanque





Radiación Cherenkov

- Luz emitida cuando una partícula supera la velocidad de la luz en un medio.
- Efecto similar a la onda de choque producida por aviones supersónicos.
- Se manifiesta como un destello de luz azul.

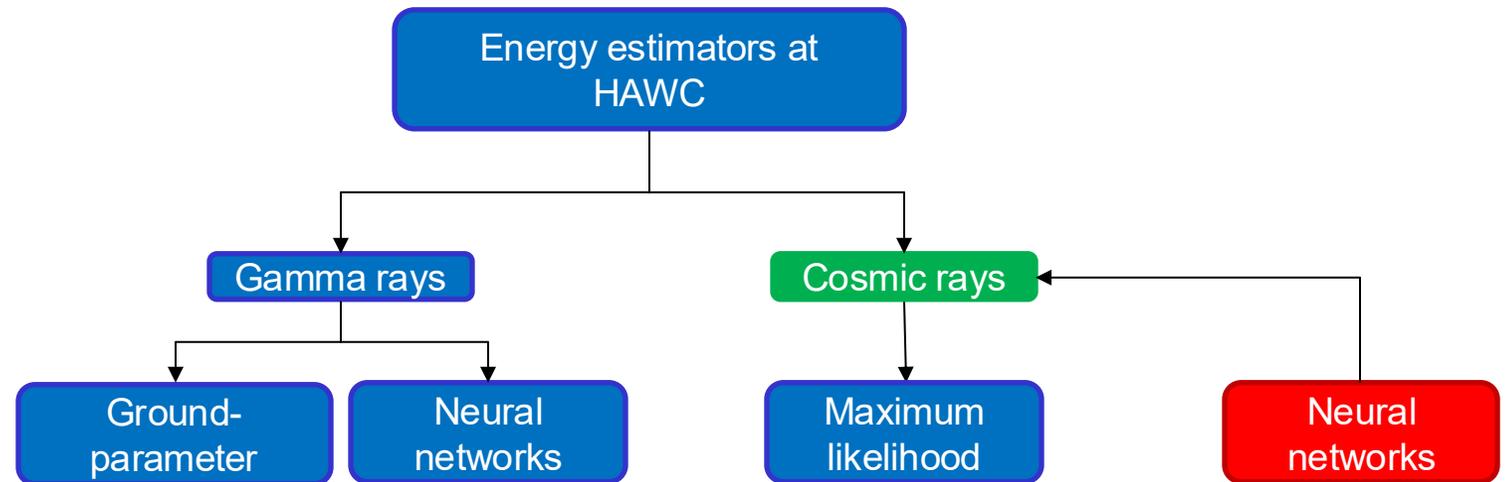
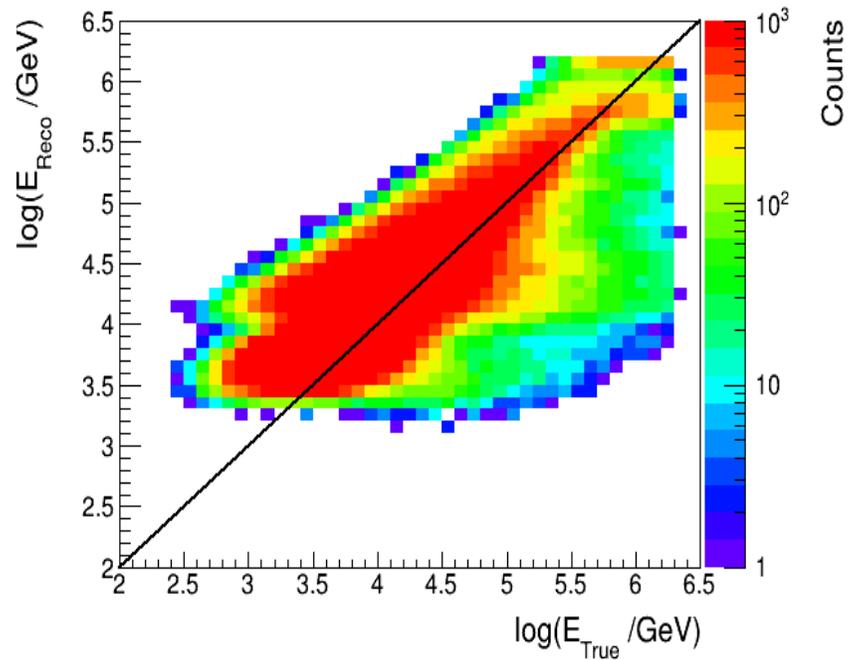
Proceso de detección en HAWC

- Las lluvias de partículas (e^-/e^+ , μ^\pm , γ) creadas por la astropartícula atraviesan los tanques de agua ultrapura y producen luz Cherenkov en su interior.
- Fotomultiplicadores (PMT) en el fondo de cada tanque miden la intensidad y el tiempo de llegada de esos fotones.
- A partir del patrón temporal y espacial registrado en los tanques, algoritmos de reconstrucción determinan la dirección, punto de impacto y una estimación de la energía de la partícula primaria.

Ventajas del HAWC

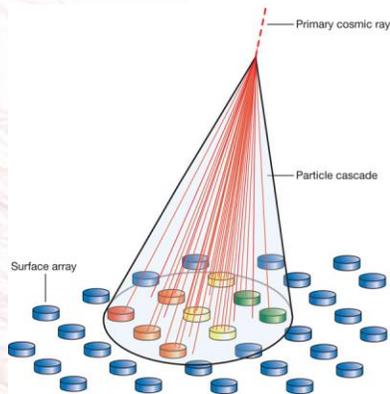
- Monitoreo continuo de dos tercios del cielo.
- Especializado en detectar eventos de alta energía (rayos gamma y rayos cósmicos).
- Alta sensibilidad a fenómenos transitorios y eventos extremos.

Planteamiento del problema

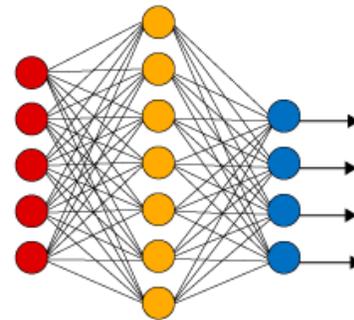
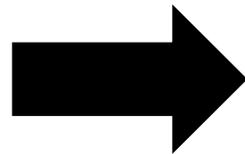


Entrenamiento del modelo con eventos simulados

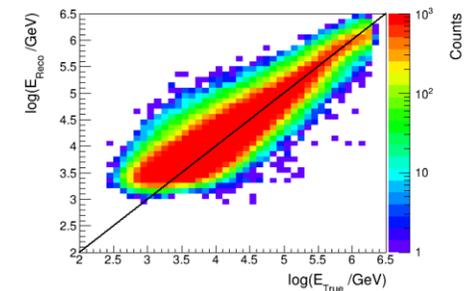
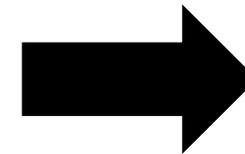
Entrenamos en **simulaciones**, pero usamos en **datos reales**



Datos simulados



Red neuronal



Reconstrucción de energía

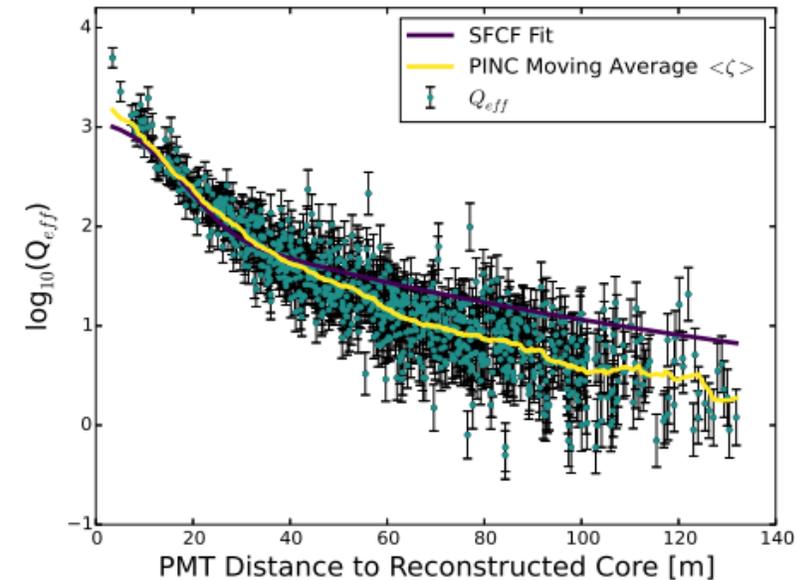
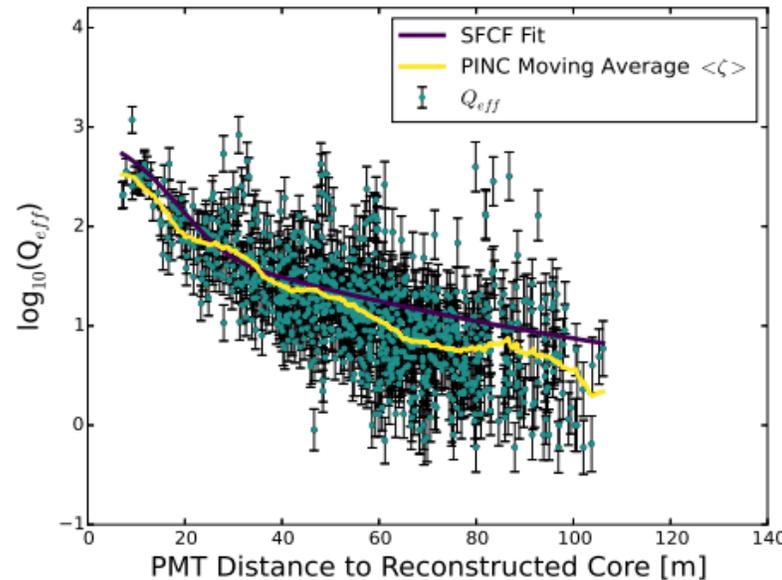
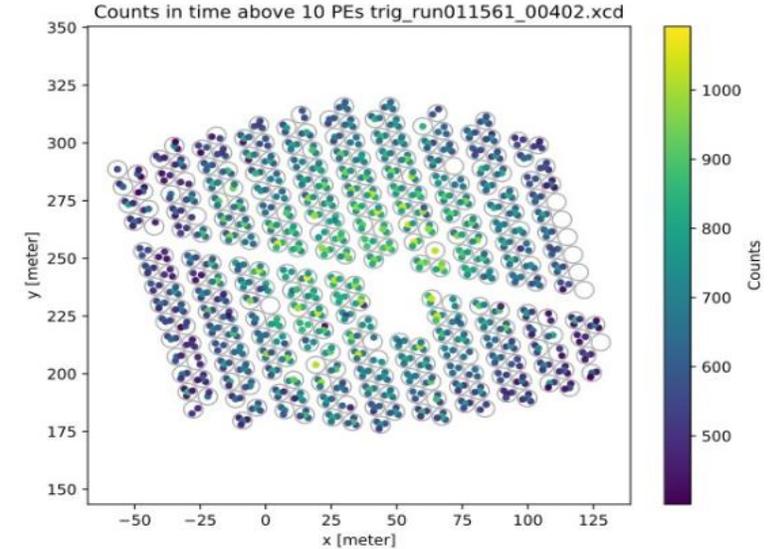
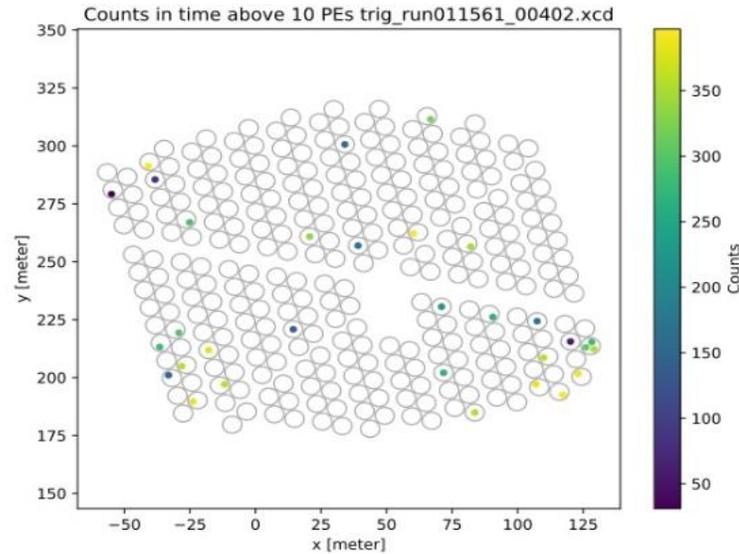


MP4SE

- fHit
- fTank
- Lateral_Amp
- CoreD
- CZenith
- fAnnulusCharge (9 variables)
- 16 variables +

MP4CE

- fHit
- fTank
- Lateral_Amp
- CoreD
- CZenith
- fAnnulusCharge (9 variables)
- 16 variables +
- 5 estimadores de energía

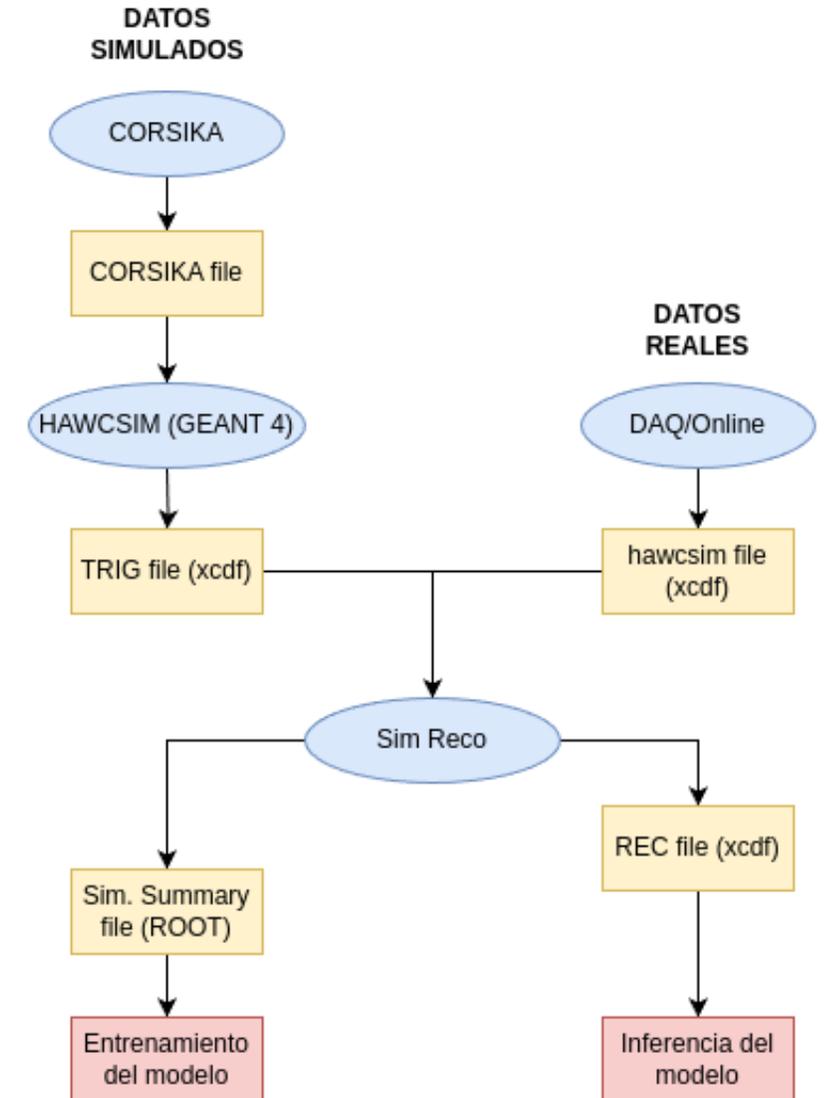


Se usaron 4.637.942 de eventos simulados

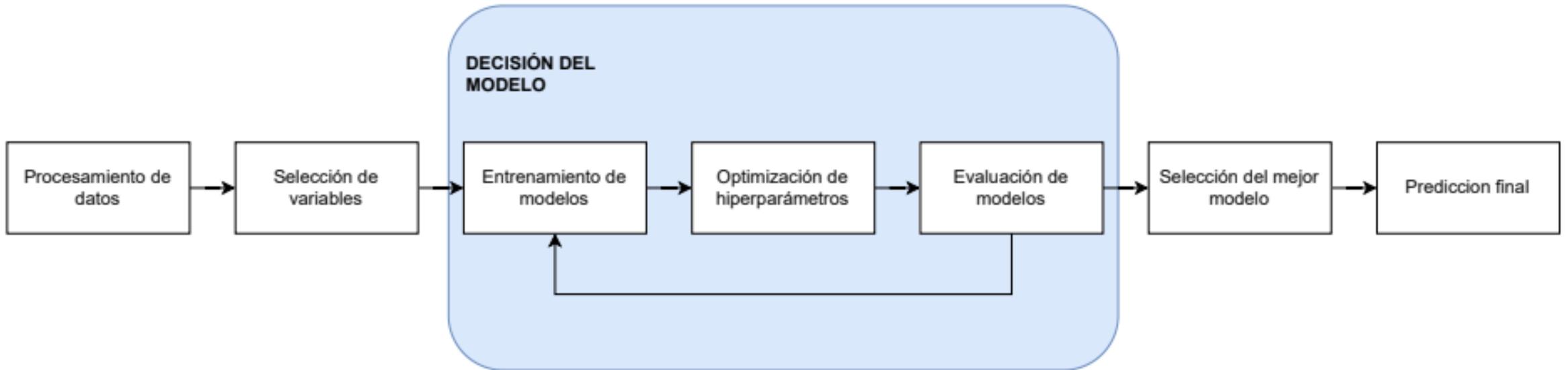
Cortes de selección:

- El ajuste del ángulo y núcleo del evento sea exitoso.
- El evento sea detectado con un mínimo del 20 % del arreglo.
- El número de canales dentro de un radio de 40 metros sea mayor a 40 PMTs.
- El ángulo cenital este entre 0° y 35° .

Nota: Es importante destacar que el entrenamiento de los modelos se realiza exclusivamente con datos simulados. Esto se debe a que solo en los datos simulados se conoce la energía verdadera del evento, necesaria para el aprendizaje supervisado. En cambio, los datos reales se emplean únicamente para evaluar la capacidad del modelo de estimar dicha energía.



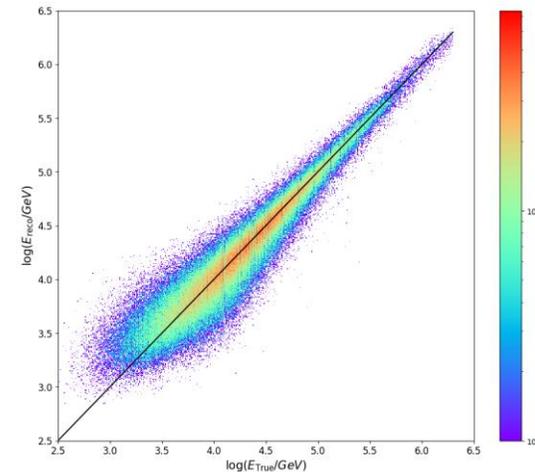
Pipeline de entrenamiento



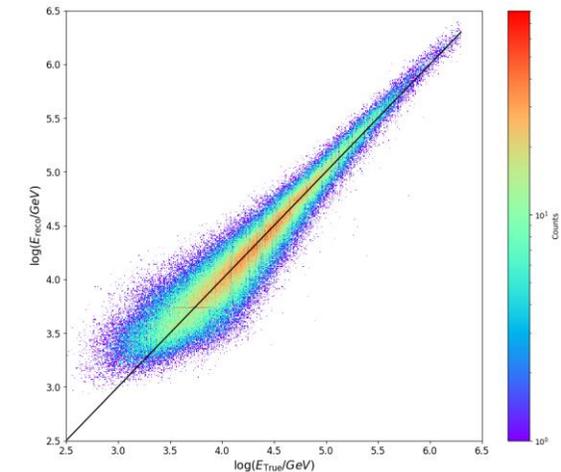


Modelo	Conjunto	MSE	MAE	R ²
MLP	Entrenamiento	0.0276	0.1212	0.9182
	Validación	0.0279	0.1218	0.9109
XGBoost	Entrenamiento	0.0250	0.1165	0.9201
	Validación	0.0281	0.1225	0.9101
LightGBM	Entrenamiento	0.0262	0.1192	0.9163
	Validación	0.0282	0.1228	0.9099
CNN	Entrenamiento	0.0365	0.1518	0.8832
	Validación	0.0367	0.1522	0.8825

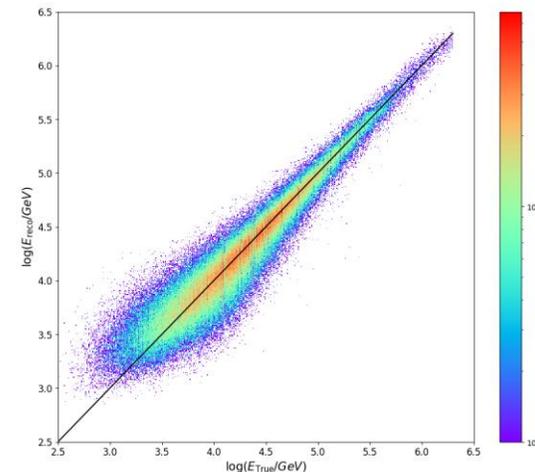
MLP



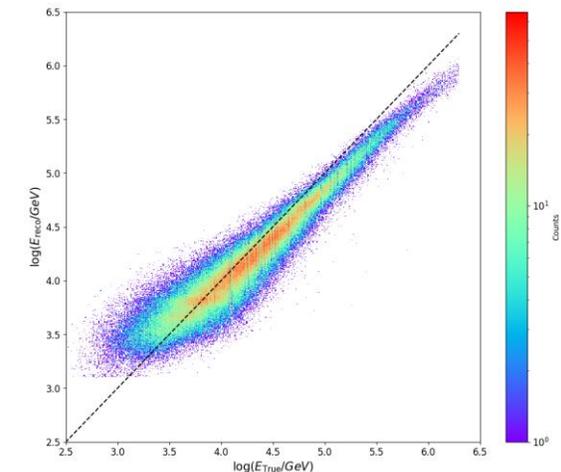
XGBOOST



LGBM



CNN

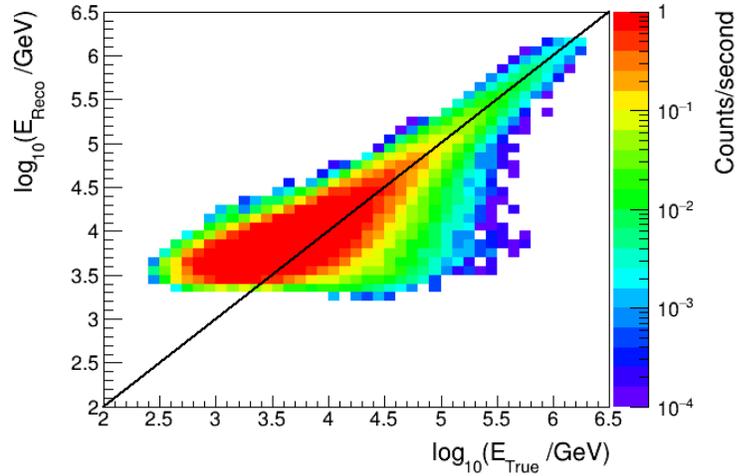


Energía reconstruida

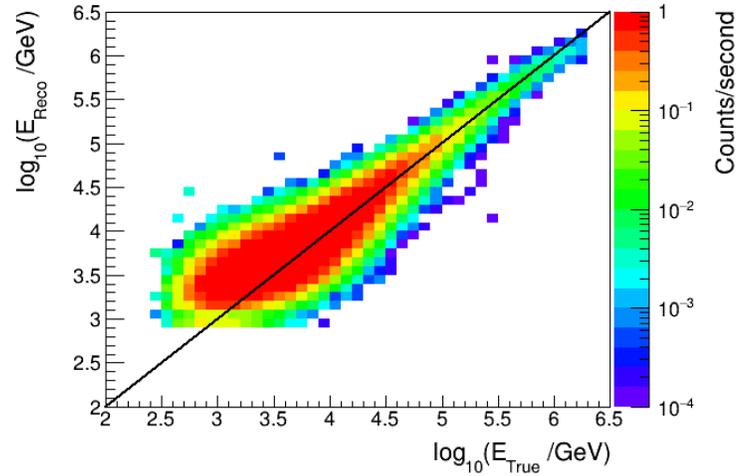


Protón

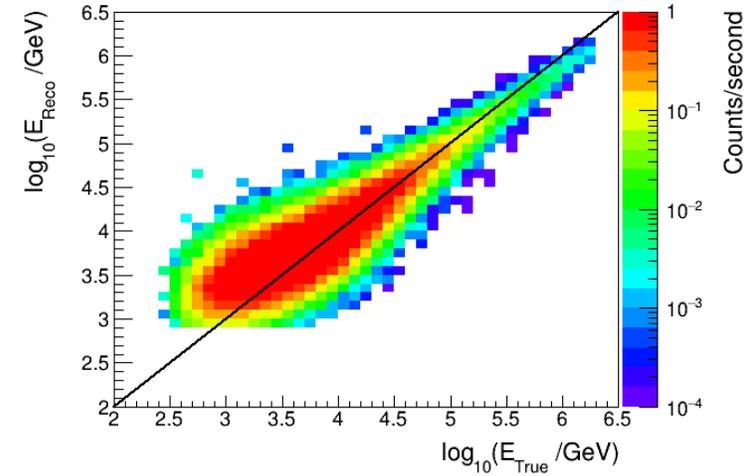
Likelihood



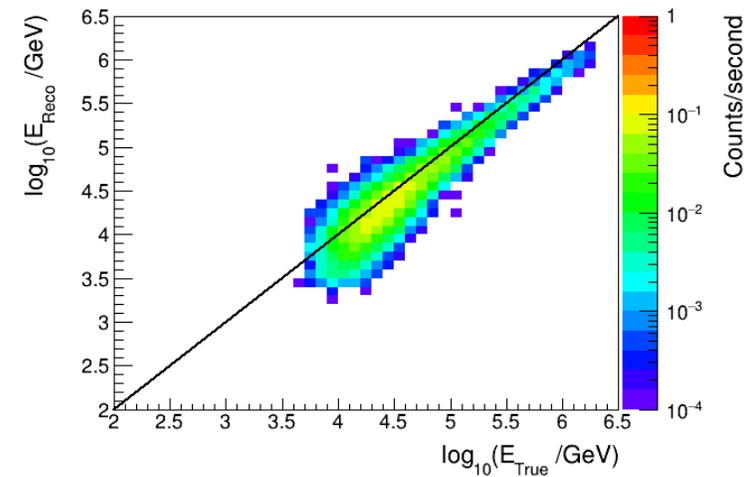
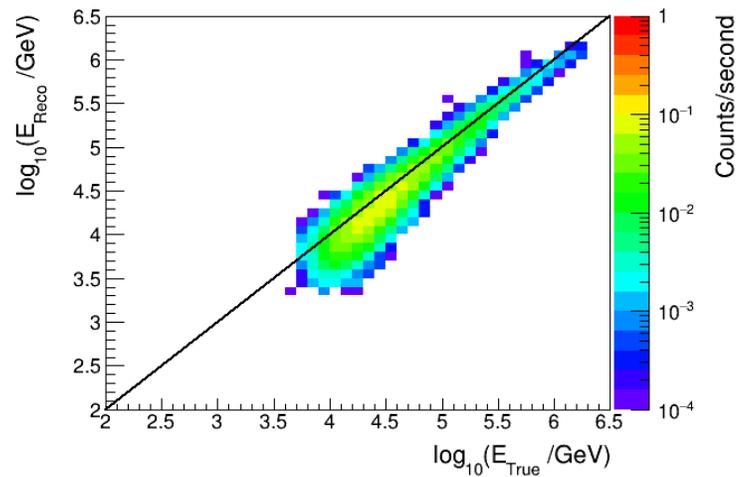
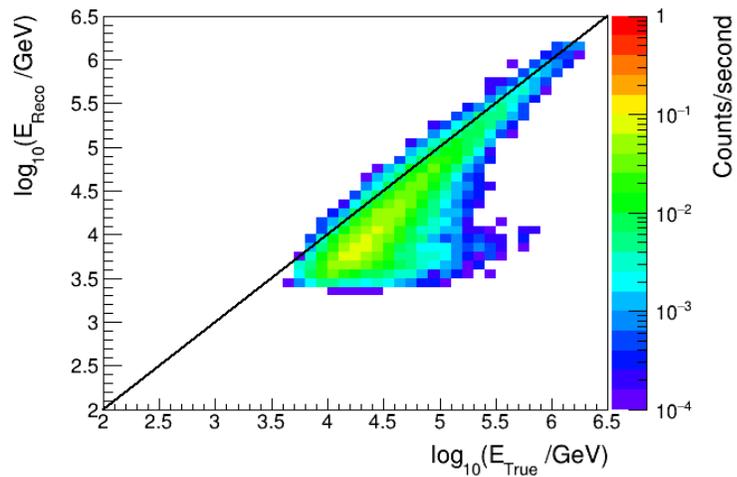
MP4CE



MP4SE



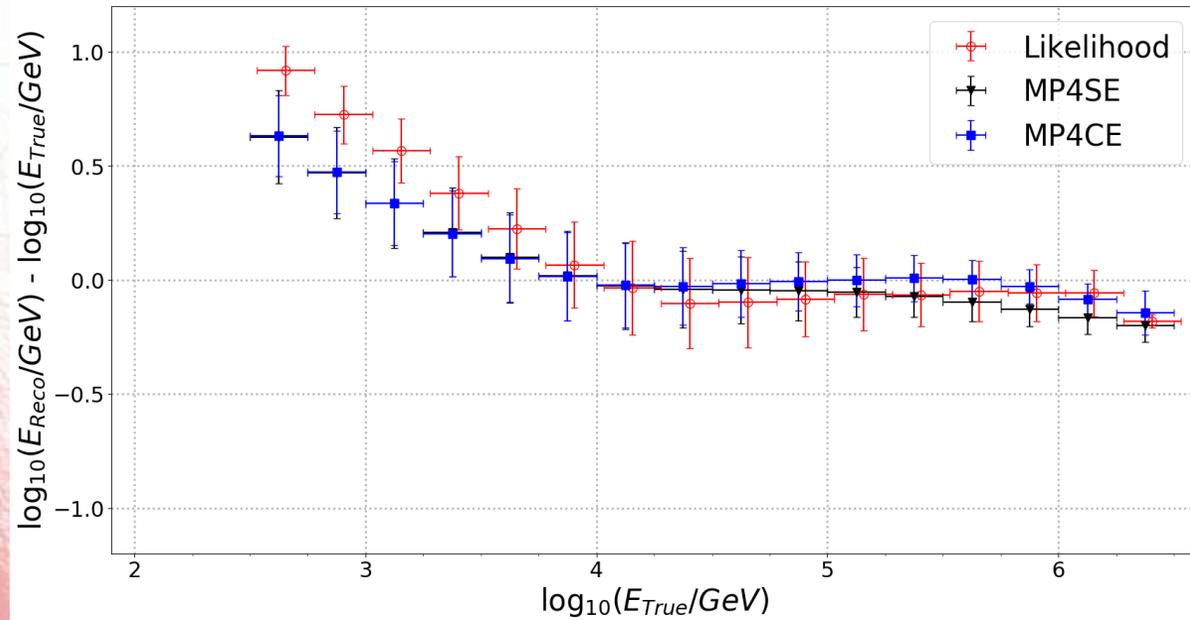
Hierro



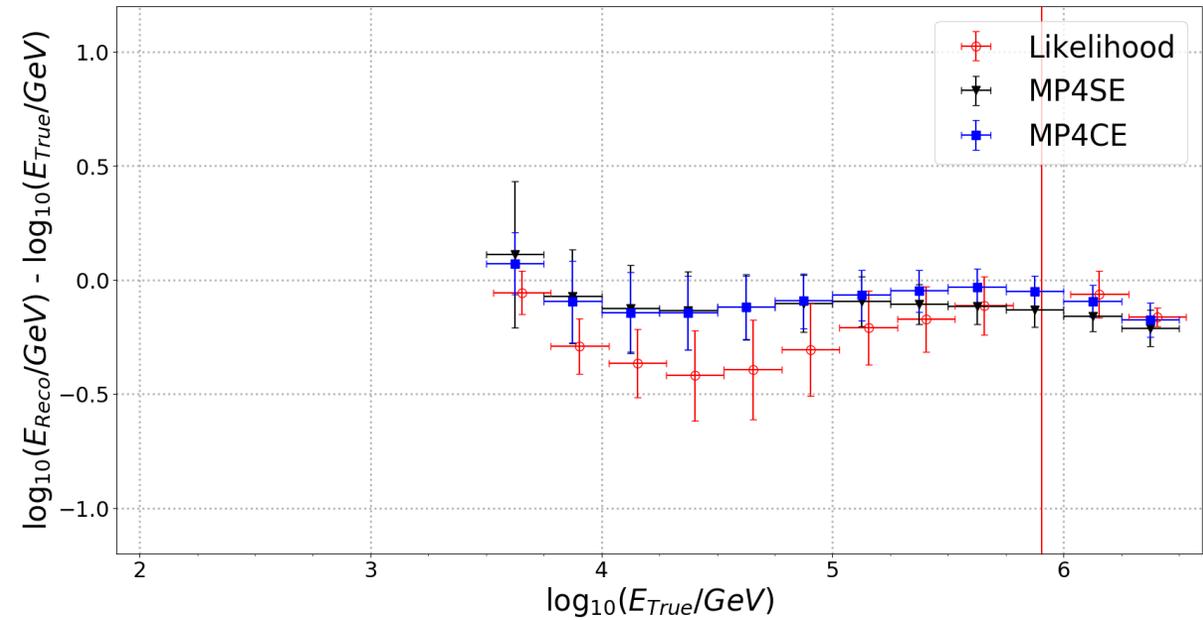
Bias y métricas de testeo



Protón



Hierro

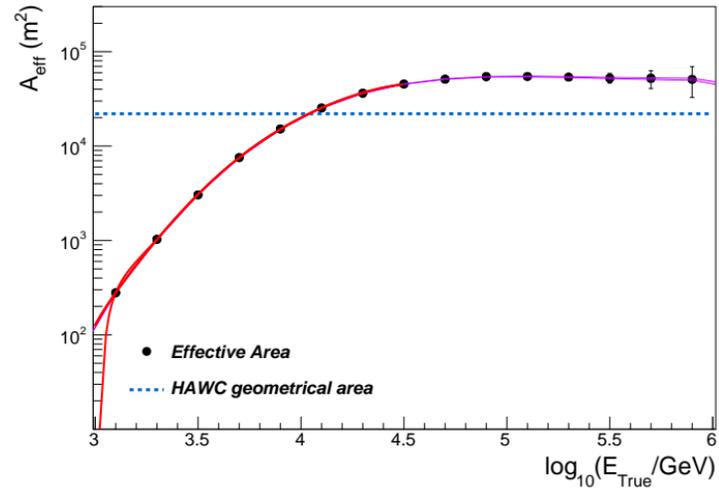


Métricas	Likelihood	MP4CE	MP4SE
MSE	0.0946	0.0265	0.0281
MAE	0.2451	0.1230	0.1271
R ²	0.6906	0.9134	0.9081

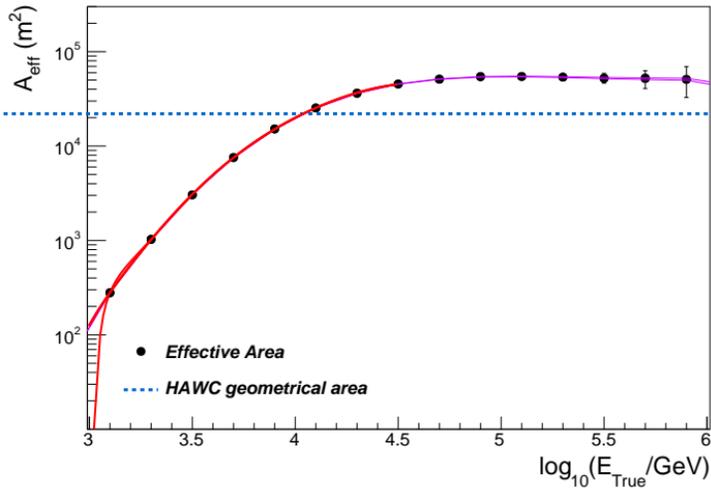
Área efectiva y matriz de respuesta



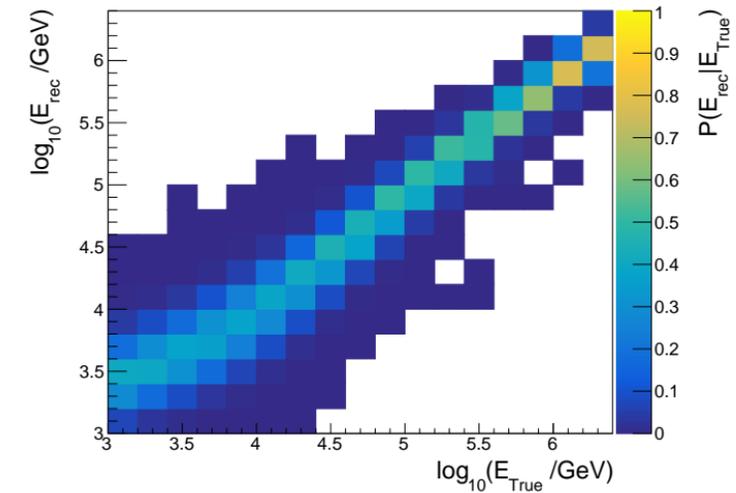
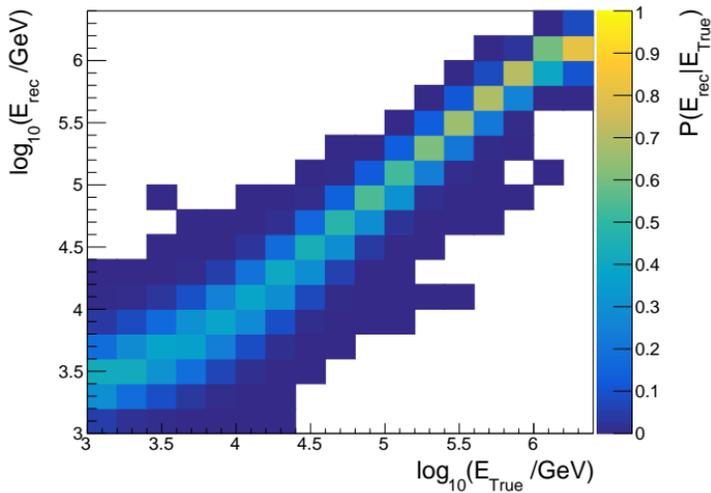
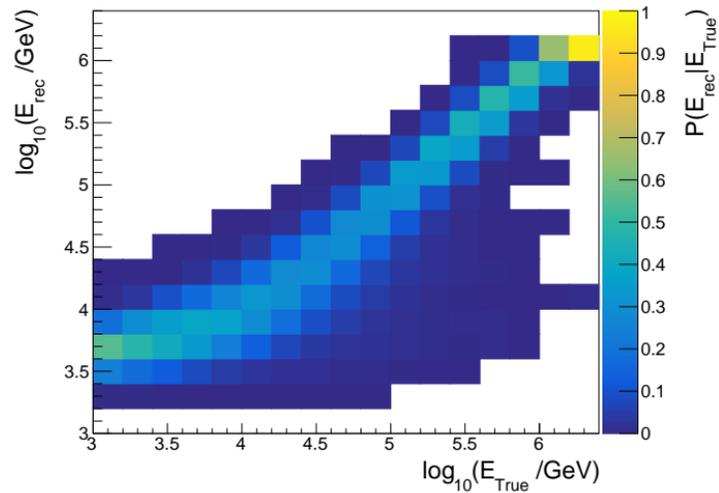
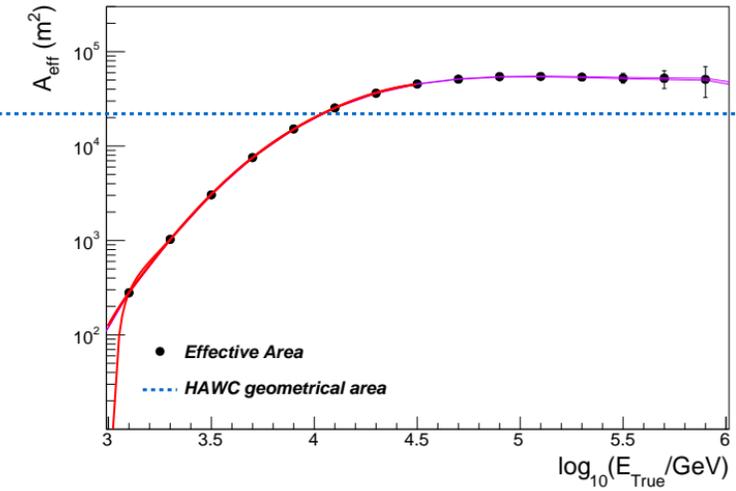
Likelihood



MP4CE



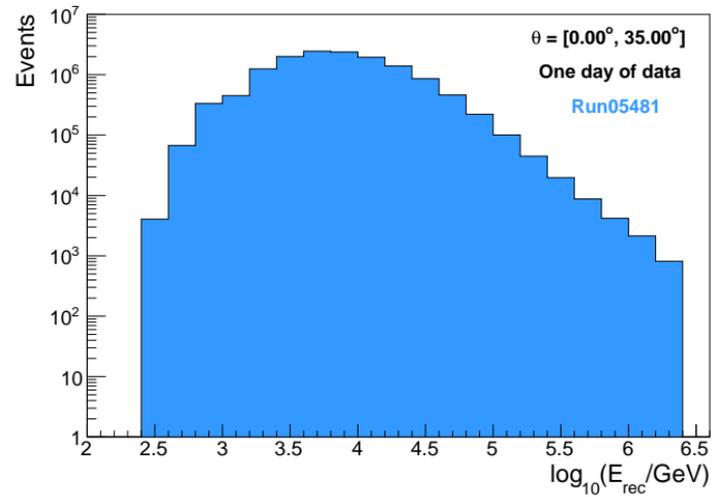
MP4SE



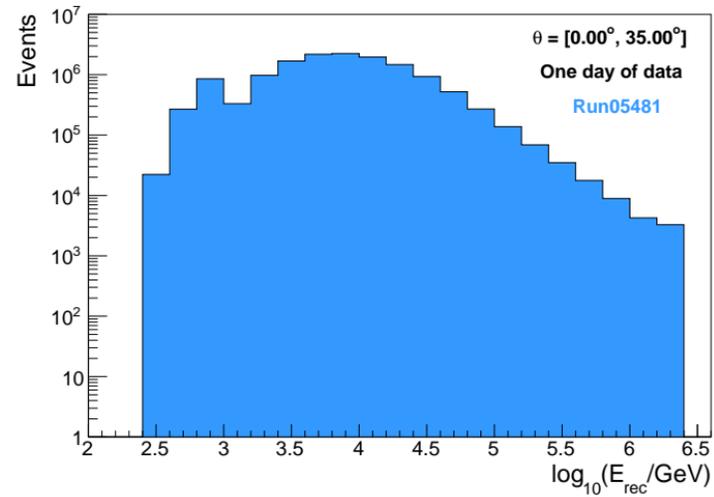
Datos reales



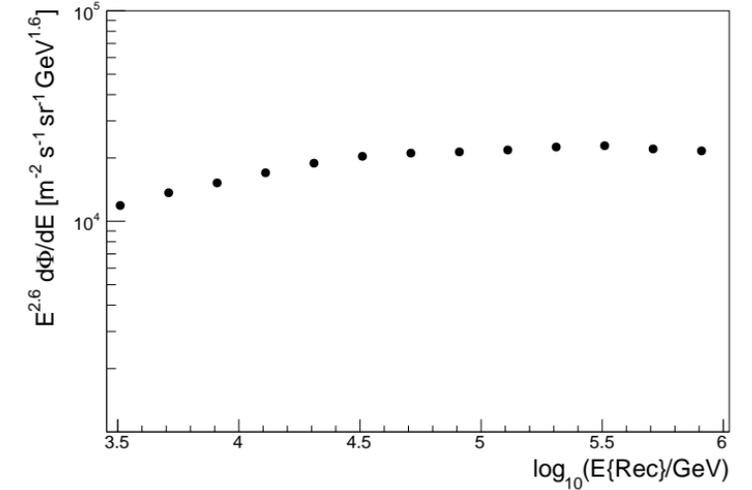
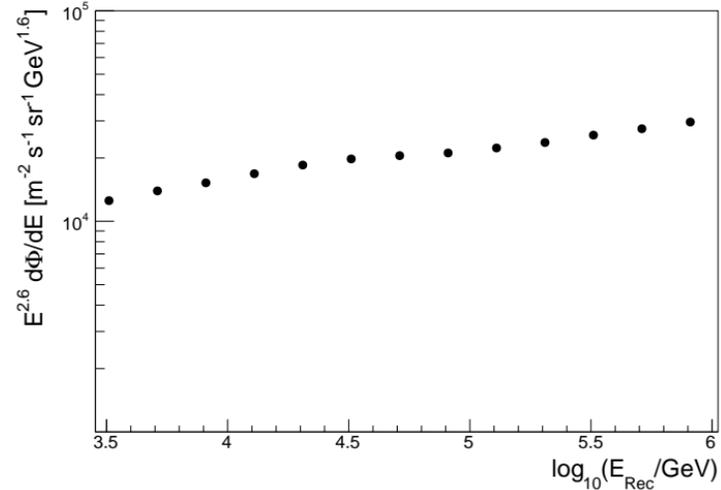
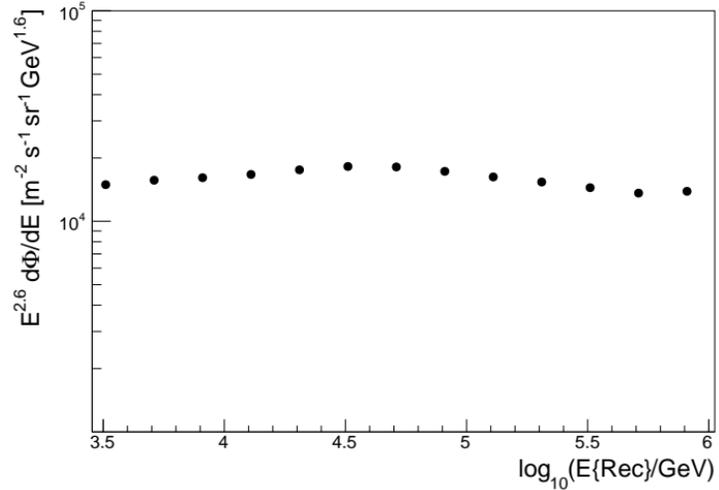
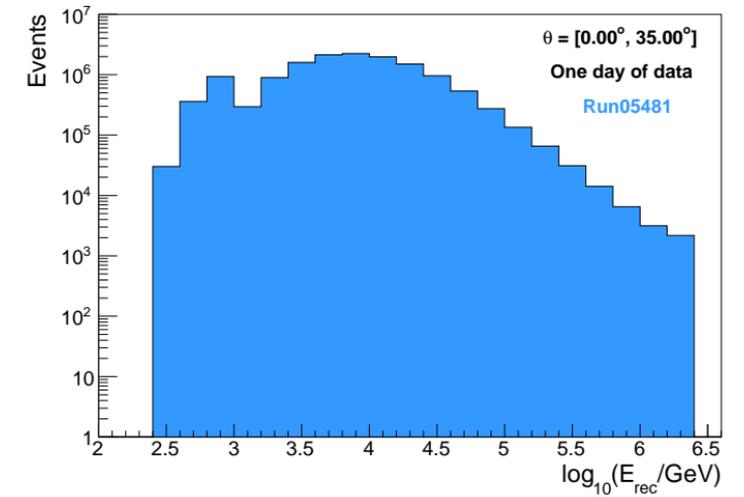
Likelihood



MP4CE

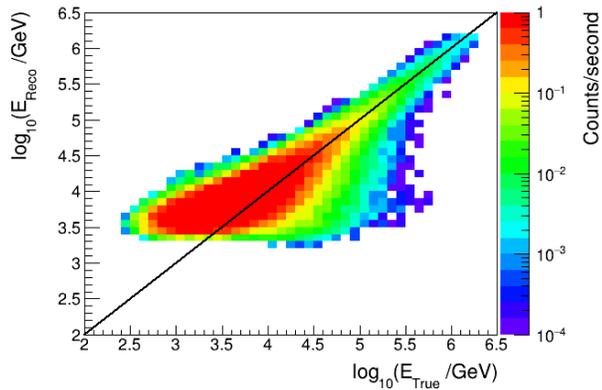


MP4SE



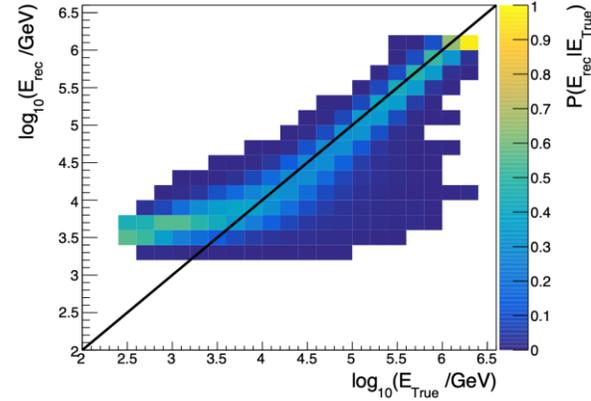


Reconstrucción de la energía

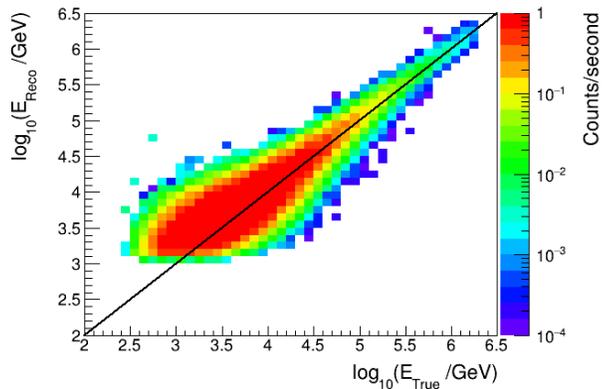
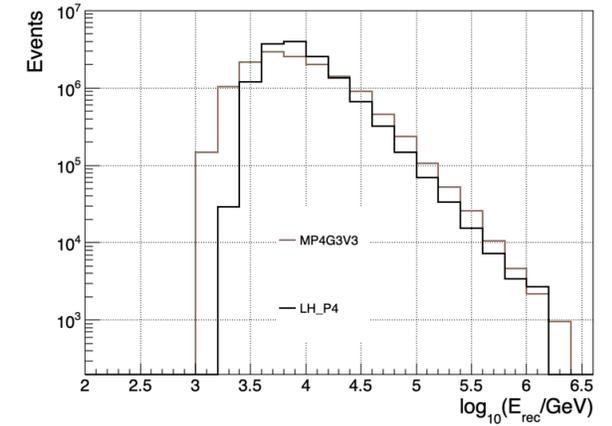


Likelihood

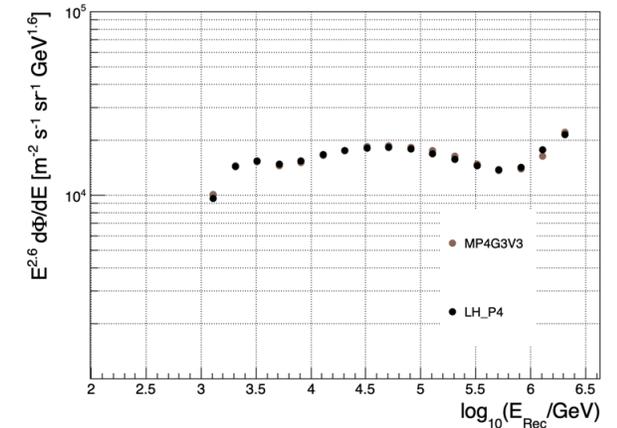
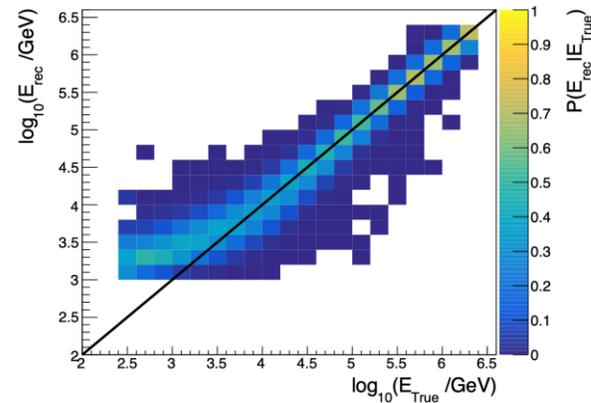
Matrix de respuesta



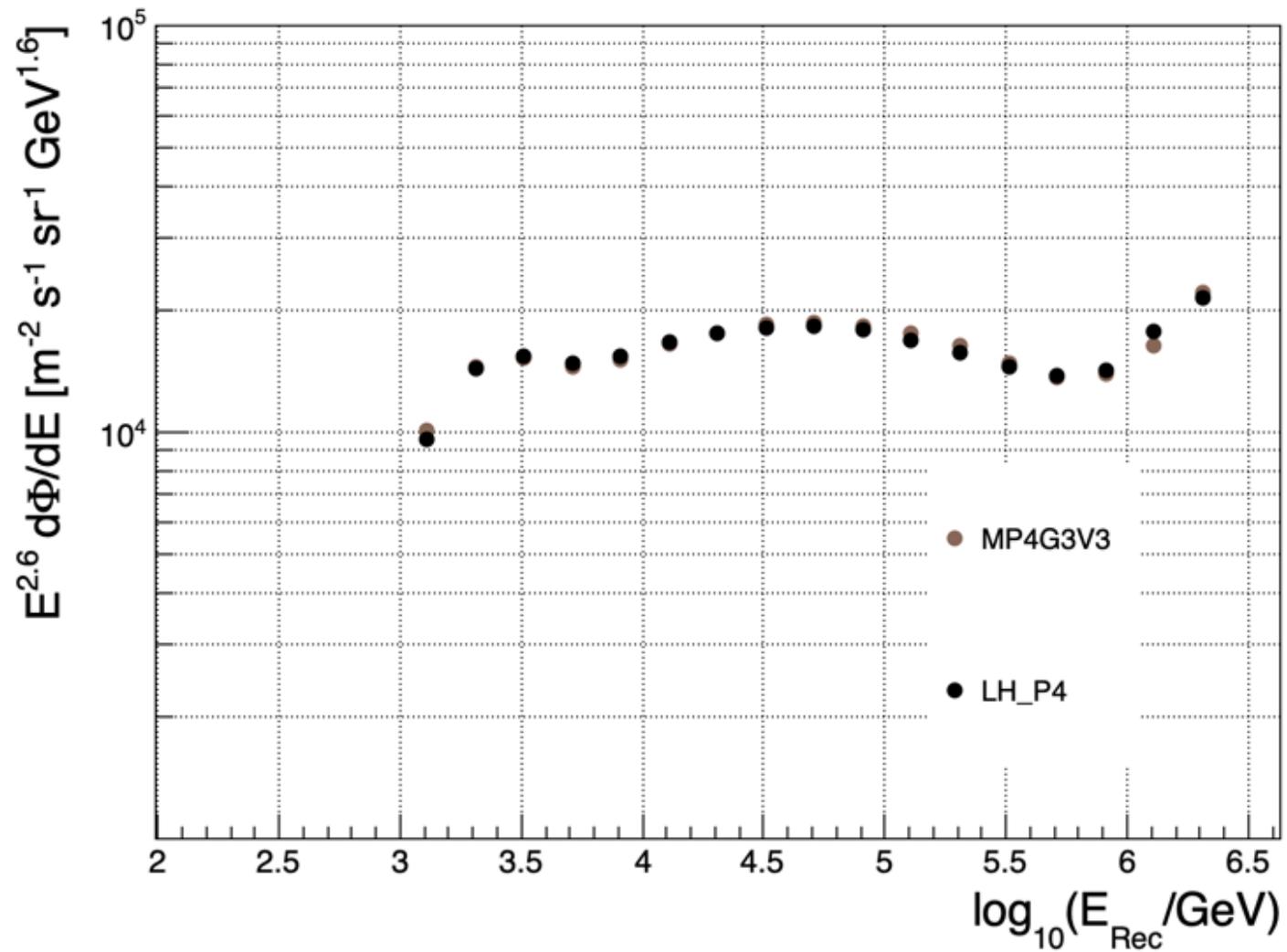
Espectro



MP4G3V3



Últimos resultados





- El modelo MP4CE mejoró la estimación de energía a partir de datos simulados, superando al método tradicional de máxima verosimilitud como al modelo MP4SE.
- Sin embargo, a pesar de estos resultados en simulación, el modelo mostró una sobreestimación del flujo a altas energías cuando se aplicó en el contexto físico, lo cual sugiere que aún se requieren mejoras en aspectos como la simulación y la calibración del modelo.
- Este trabajo muestra que las redes neuronales profundas tienen un potencial valioso como herramientas complementarias en la reconstrucción de energía dentro de experimentos como HAWC, aunque también deja en evidencia la necesidad de un análisis cuidadoso para garantizar su aplicabilidad en contextos físicos reales.
- Finalmente, los resultados obtenidos abren la puerta a la exploración de arquitecturas más complejas, como redes neuronales gráficas (GNN), PINN o modelos basados en transformadores, con el objetivo de seguir mejorando la estimación en futuros estudios.



- **Ponencia:** *Optimizing a Cosmic-ray Energy Estimator with Machine Learning for the HAWC Collaboration Workshop for Machine Learning for Cosmic Particles, University of Delaware, EE. UU. — Enero 2025*
- **Ponencia:** *Estimación de energía de rayos cósmicos para el Observatorio HAWC aplicando algoritmos de inteligencia artificial | Congreso Colombiano de Astronomía y Astrofísica, Bucaramanga, Colombia. - Noviembre 2024*
- **Ponencia:** *Reconstrucción de las propiedades de las cascadas, optimizadas para rayos cósmicos mediante aprendizaje automático con HAWC | LXVII Congreso Nacional de Física, Chihuahua, México — Octubre 2024*
- **Ponencia:** *Los algoritmos de aprendizaje en el Observatorio de rayos gamma HAWC | Congreso Internacional de Estadística e Ingeniería Aplicada, Salta (Argentina) y Nayarit (México) — Diciembre 2023*
- **Ponencia:** *Estimación de la energía de los rayos cósmicos usando técnicas de Machine Learning | 6° Congreso Estudiantil de Inteligencia Artificial Aplicada a la Ingeniería y Tecnología (CEIAAIT), UNAM — Noviembre 2023*
- **Poster:** *Actualización del estimador de energía de rayos cósmicos del observatorio HAWC utilizando técnicas de aprendizaje automático | LXVI Congreso Nacional de Física, Morelia, México — Octubre 2023*



¡Gracias!



GRUPO
HALLEY





rec.nChAvail: Número de canales disponibles para la detección de eventos.

rec.nHitTot: Número total de hits detectados en todo el observatorio.

rec.nHit: Número de hits detectados en el evento actual.

rec.nHitSP10: Número de hits dentro de una ventana temporal de 10 ns.

rec.nHitSP20: Número de hits dentro de una ventana temporal de 20 ns.

rec.nTankAvail: Número de tanques de agua disponibles para la detección.

rec.nTankHitTot: Número total de tanques que detectaron hits durante el evento.

rec.nTankHit: Número de tanques que detectaron hits en el evento actual.

rec.windowHits: Número de hits detectados en una ventana temporal definida.

rec.planeNDOF: Grados de libertad en el ajuste del plano de la onda del evento.

rec.mPFnHits: Número de hits asociados con el método de partición de planos (PlaneFit).

rec.mPFp0nAssign: Número de hits asignados al primer paso de reconstrucción del ajuste de plano.

rec.mPFp1nAssign: Número de hits asignados al segundo paso del ajuste de plano.

rec.coreFiduScale: Escala de fiducialidad para la posición del núcleo del evento.

rec.zenithAngle: Ángulo cenital del evento, indicando la dirección del rayo cósmico con respecto a la vertical.

rec.planeChi2: Valor de Chi-cuadrado para la calidad del ajuste del plano de la onda.

rec.fAnnulusCharge0: Carga detectada en el primer anillo concéntrico del detector.

rec.fAnnulusCharge1: Carga detectada en el segundo anillo concéntrico.

rec.fAnnulusCharge2: Carga detectada en el tercer anillo concéntrico.

rec.fAnnulusCharge3: Carga detectada en el cuarto anillo concéntrico.

rec.fAnnulusCharge4: Carga detectada en el quinto anillo concéntrico.

rec.fAnnulusCharge5: Carga detectada en el sexto anillo concéntrico.

rec.fAnnulusCharge6: Carga detectada en el séptimo anillo concéntrico.

rec.fAnnulusCharge7: Carga detectada en el octavo anillo concéntrico.

rec.fAnnulusCharge8: Carga detectada en el noveno anillo concéntrico.

rec.logMaxPE: Logaritmo del máximo número de electrones fotoemisores (PE) detectados en el evento.

rec.logNPE: Logaritmo del número total de electrones fotoemisores detectados.

rec.CxPE40: Número estimado de electrones fotoemisores en un área de 40 metros alrededor del núcleo.

rec.logGP: Logaritmo del ajuste de la función de probabilidad geométrica.

rec.mPFp0Weight: Peso asignado al primer paso en el ajuste de partición de planos.

rec.mPFp1Weight: Peso asignado al segundo paso en el ajuste de partición de planos.

rec.disMax: Distancia máxima entre el núcleo reconstruido y los hits detectados.

rec.TankLHR: Likelihood ratio asociado a los tanques que detectaron hits.

rec.LHLatDistFitXmax: Parámetro de ajuste para la distancia lateral máxima en el evento.

rec.LHLatDistFitEnergy: Ajuste de la energía basado en la distribución lateral del evento.

rec.LHLatDistFitGoF: Calidad del ajuste de la distribución lateral del evento.



MP4CE

1. rec.LDFamp
2. rec.fAnnulusCharge0
3. rec.fAnnulusCharge1
4. rec.fAnnulusCharge2
5. rec.fAnnulusCharge3
6. rec.fAnnulusCharge4
7. rec.fAnnulusCharge5
8. rec.fAnnulusCharge6
9. rec.fAnnulusCharge7
10. rec.fAnnulusCharge8
11. rec.nHitSP20
12. rec.nTankHitTot
13. rec.logGPV2
14. rec.coreFitUnc
15. rec.nHitTot
16. rec.logNNEnergyV2
17. rec.logCoreAmplitude
18. rec.LDFChi2
19. rec.nHit
20. rec.logNPE
21. rec.gammalheEnergy
22. rec.logMaxPE
23. rec.nTankHit
24. rec.windowHits
25. rec.nHitSP10
26. rec.PINC
27. rec.CxPE40
28. rec.protonIheLLH
29. rec.planeNDOF
30. rec.coreFiduScale
31. rec.planeChi2
32. rec.LDFAge
33. rec.SFCFNDOF
34. rec.SFCFChi2
35. rec.gammalheLLH

MP4SE

1. rec.LDFamp
2. rec.fAnnulusCharge0
3. rec.fAnnulusCharge1
4. rec.fAnnulusCharge2
5. rec.fAnnulusCharge3
6. rec.fAnnulusCharge4
7. rec.fAnnulusCharge5
8. rec.fAnnulusCharge6
9. rec.fAnnulusCharge7
10. rec.fAnnulusCharge8
11. rec.nHitSP20
12. rec.nTankHitTot
13. rec.coreFitUnc
14. rec.nHitTot
15. rec.logCoreAmplitude
16. rec.LDFChi2
17. rec.nHit
18. rec.logNPE
19. rec.logMaxPE
20. rec.nTankHit
21. rec.windowHits
22. rec.nHitSP10
23. rec.PINC
24. rec.CxPE40
25. rec.planeNDOF
26. rec.coreFiduScale
27. rec.planeChi2
28. rec.LDFAge
29. rec.SFCFNDOF
30. rec.SFCFChi2
- rec.LDFamp



$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

La función de verosimilitud para un conjunto de datos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ es:

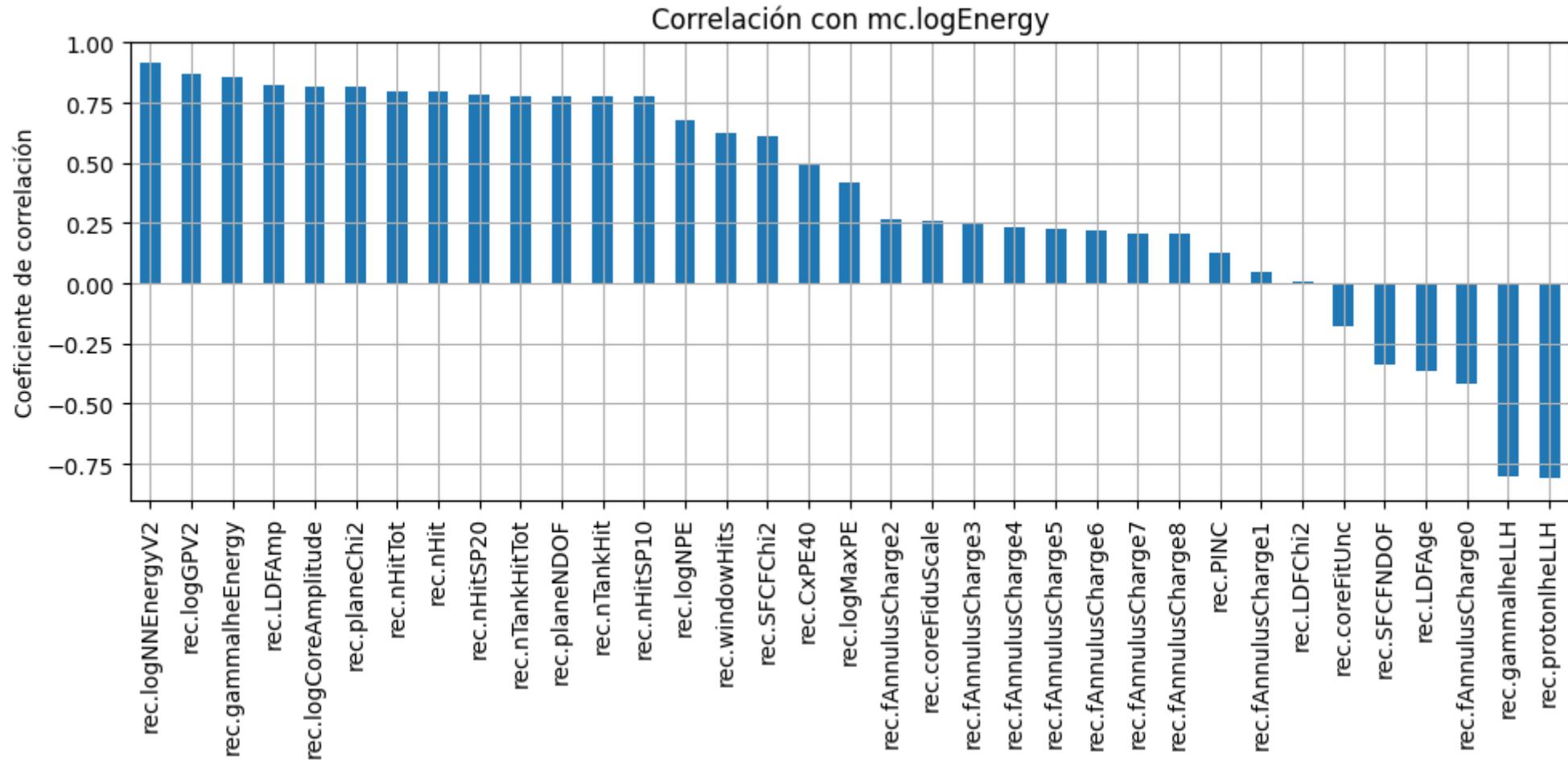
$$L(\mu, \sigma^2 | X) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

En este caso, podemos derivar y resolver para μ y σ^2 que maximizan la verosimilitud. Esto nos llevará a los estimadores de máxima verosimilitud para una distribución normal:

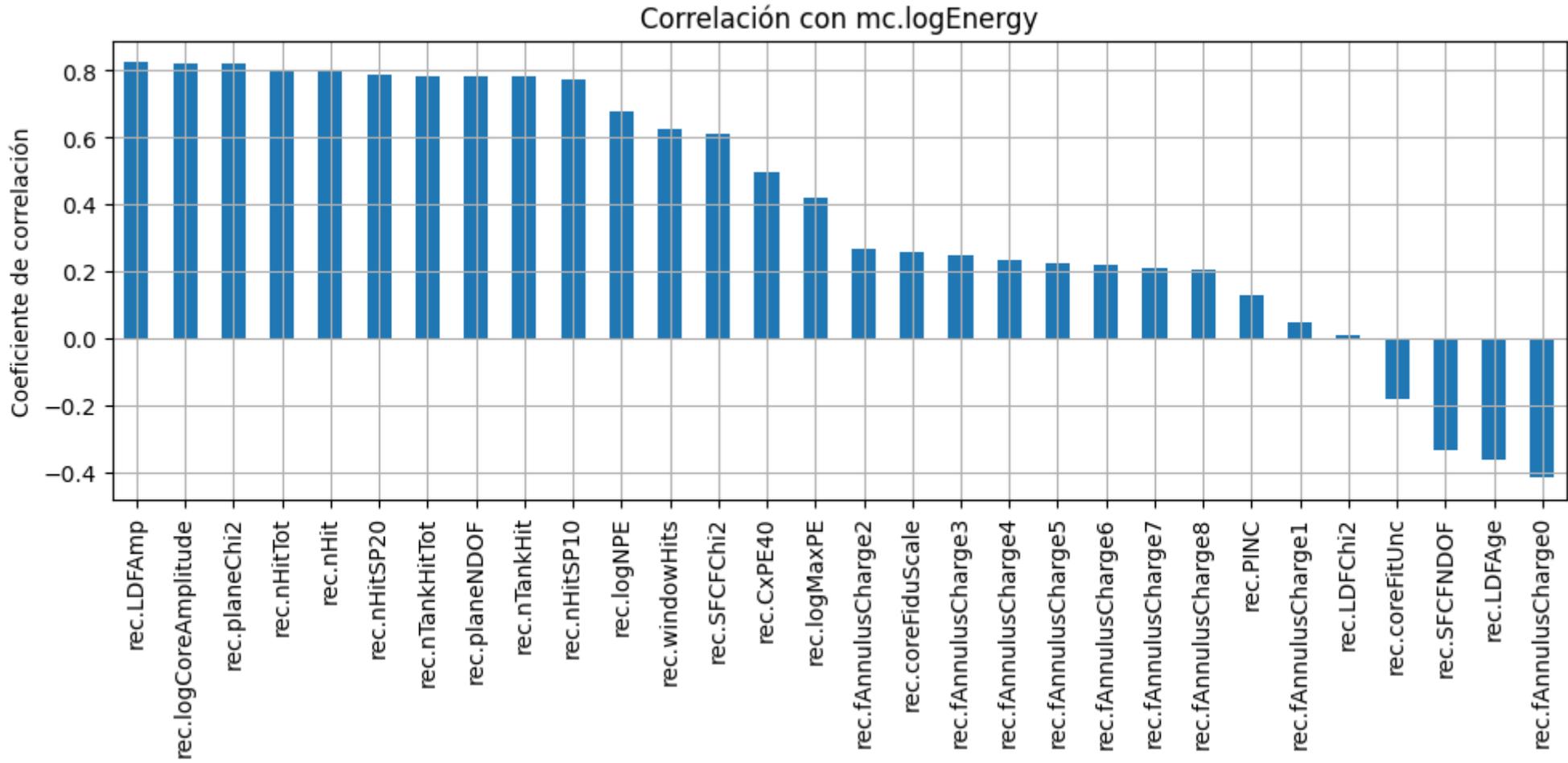
$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (\text{media muestral})$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu})^2 \quad (\text{varianza muestral})$$

Back up - correlación MP4CE



Back up - correlación MP4SE



Back up - correlación MP4SE



Métricas	Likelihood	MP4CE	MP4SE	MP4G3V3
MSE	0.0946	0.0265	0.0281	0.0310
MAE	0.2451	0.1230	0.1271	0.1323
R^2	0.6906	0.9134	0.9081	0.8987

Modelo	Conjunto	MSE	MAE	R^2
MLP	Entrenamiento	0.0276	0.1212	0.9182
	Prueba	0.0279	0.1218	0.9109
XGBoost	Entrenamiento	0.0250	0.1165	0.9201
	Prueba	0.0281	0.1225	0.9101
LightGBM	Entrenamiento	0.0262	0.1192	0.9163
	Prueba	0.0282	0.1228	0.9099
CNN	Entrenamiento	0.0365	0.1518	0.8832
	Prueba	0.0367	0.1522	0.8825