

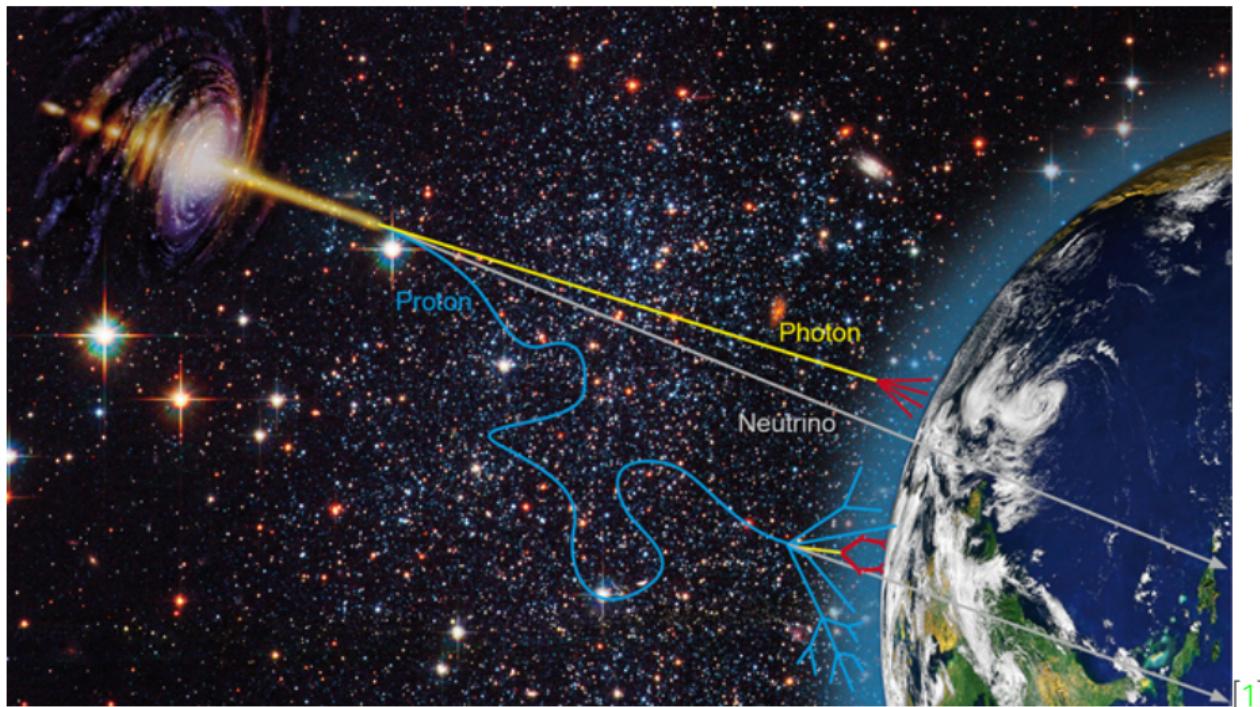


Gamma/Hadron-Separation mit gemessenen OFF-Daten bei FACT

Maximilian Sackel

5. Oktober 2017

Experimental Physiks 5b
Astroteilchenphysik



[1]



© Miguel Claro [2]

First G-APD Cherenkov Telescope



Lokalisierung

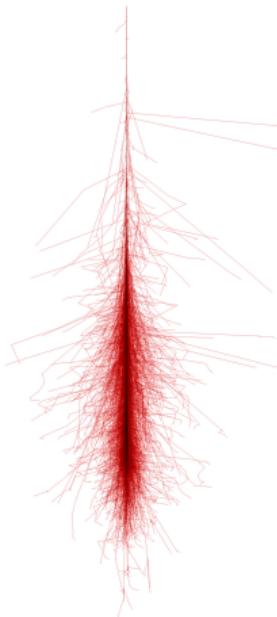
Gran Canaria, Los
Rochos, 2200 m

Reflektor

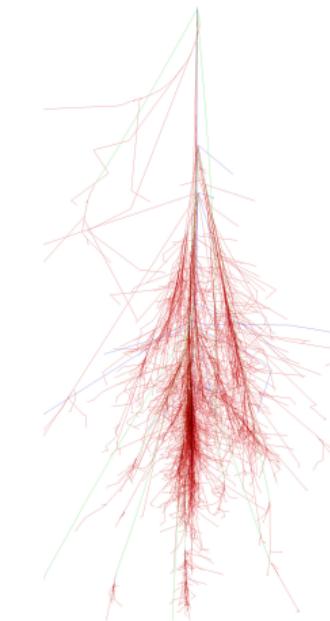
30 Spiegel, 9.5 m²
Spiegelfläche

Kamera

1440 SiPMs, ro-
bust und sensitiv

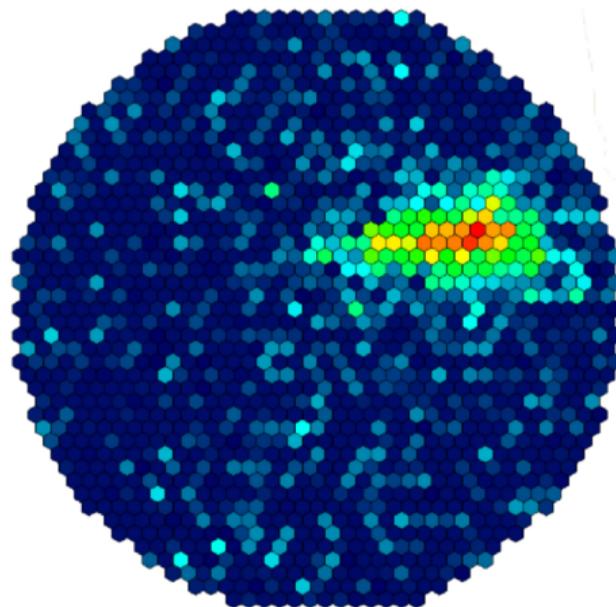
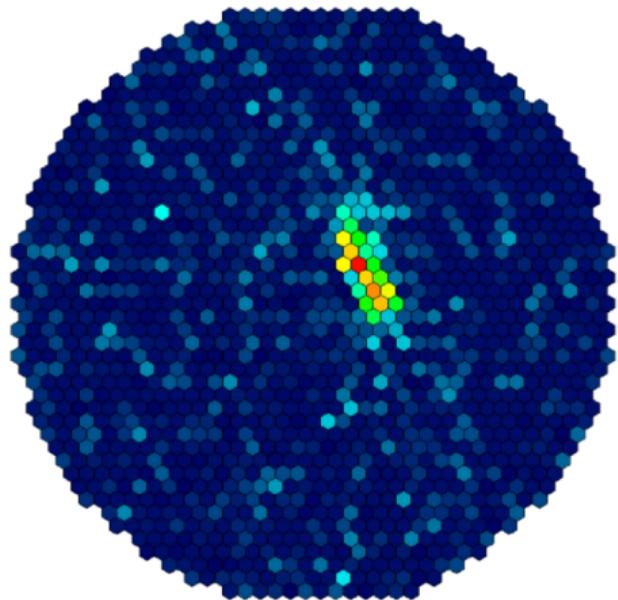


$$\begin{aligned}\gamma &\rightarrow e^+ + e^- \\ e^+ &\rightarrow e^{+'} + \gamma \\ e^- &\rightarrow e^{-'} + \gamma\end{aligned}$$

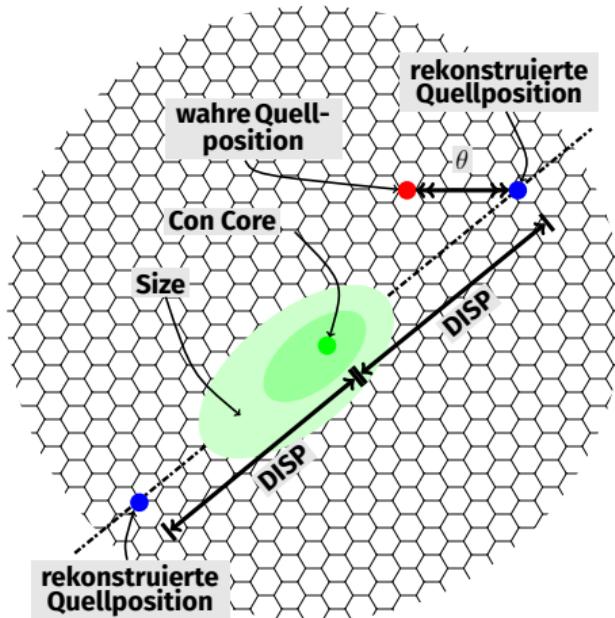


$$\begin{aligned}\pi^0 &\rightarrow \gamma + \gamma \\ \pi^+ &\rightarrow \mu^+ + \nu_\mu \\ \pi^- &\rightarrow \mu^- + \bar{\nu}_\mu\end{aligned}$$

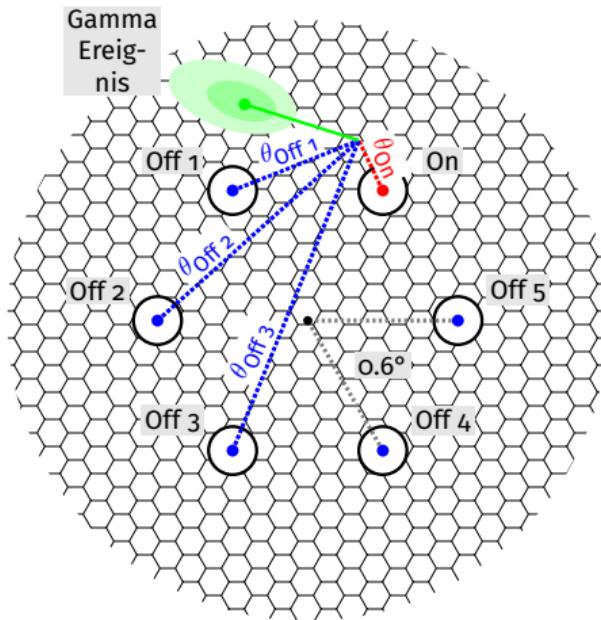
[3]



[2]

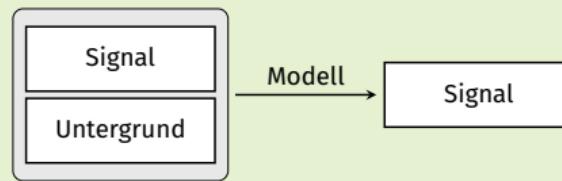


- berechne Bild Parameter (Hillas Parameter) des Kamerabildes
- Bild Parameter werden zum klassifizieren benötigt
- Vorzeichen des Schauers nicht eindeutig

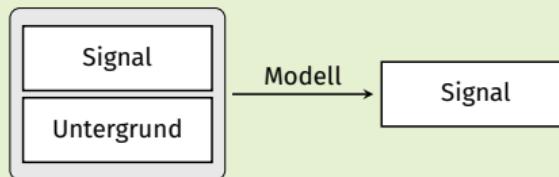


- FACT nimmt keine OFF-Daten
- Daten werden im Wobblemodus aufgenommen

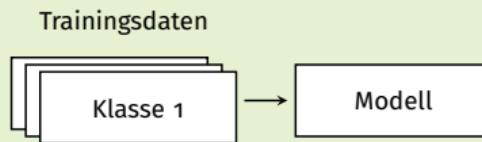
Separation



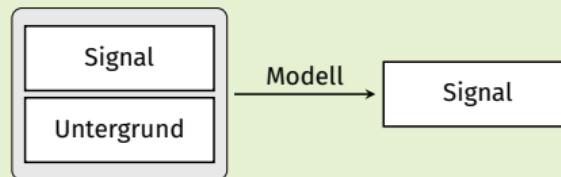
Separation



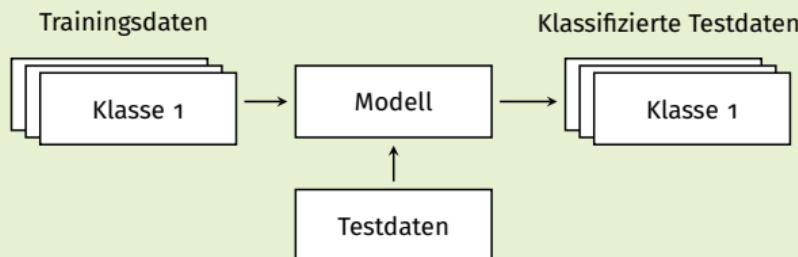
Überwachtes Lernen



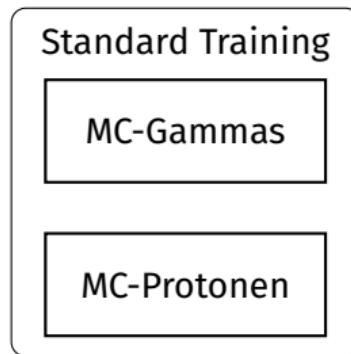
Separation



Überwachtes Lernen

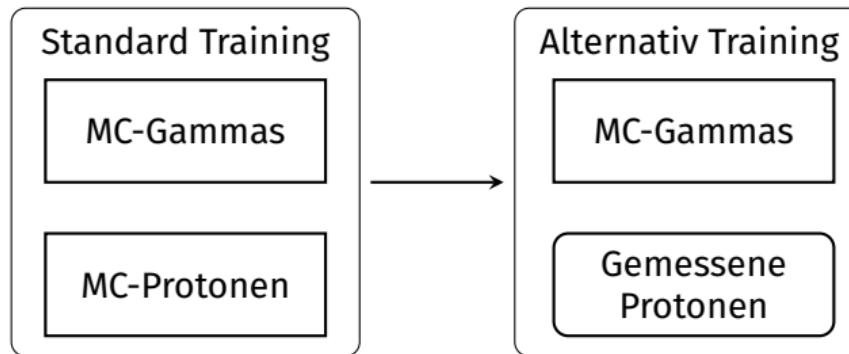


Trainingsdaten



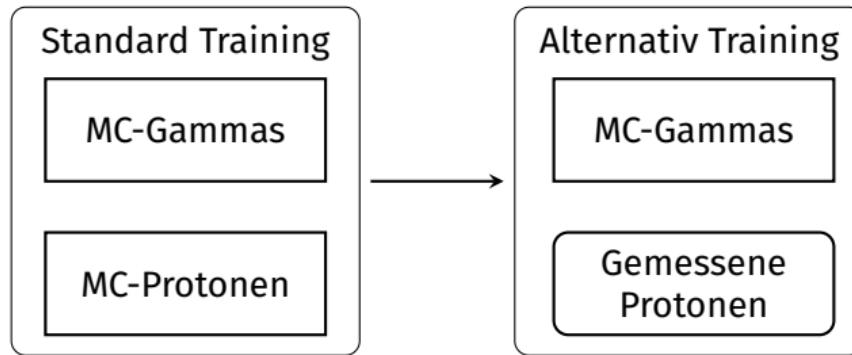
- Prozesierte Monte Carlo-Simulationen mit CORSIKA

Trainingsdaten



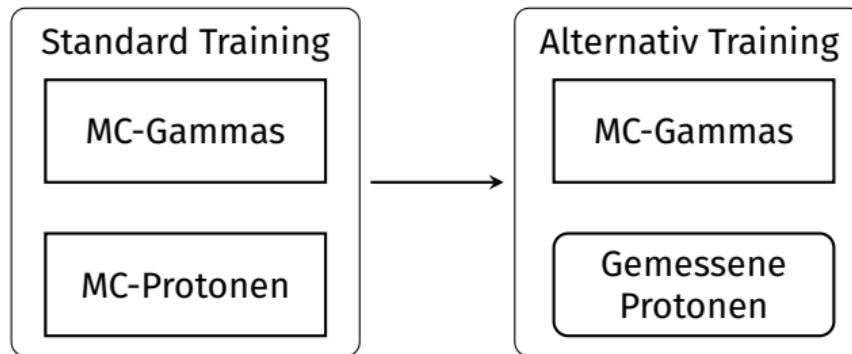
- Prozesierte Monte Carlo-Simulationen mit CORSIKA

Trainingsdaten



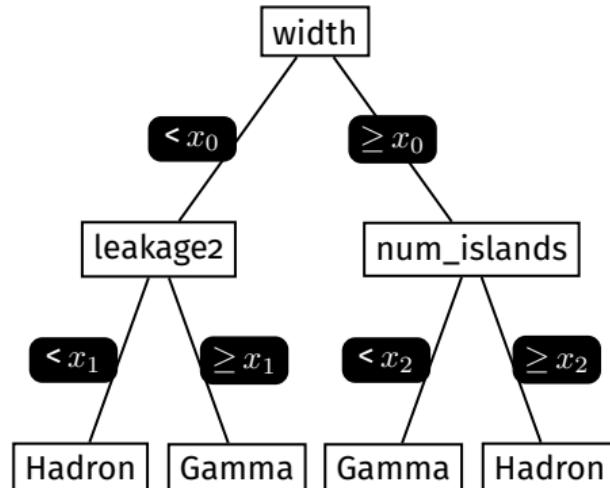
- Prozesierte Monte Carlo-Simulationen mit CORSIKA
- gemessener Untergrund folgt der wahren Verteilungen
 - Verbesserung der Separation

Trainingsdaten



- Prozesierte Monte Carlo-Simulationen mit CORSIKA
- gemessener Untergrund folgt der wahren Verteilungen
 - Verbesserung der Separation
- Proton-Simulation kann eingestellt werden

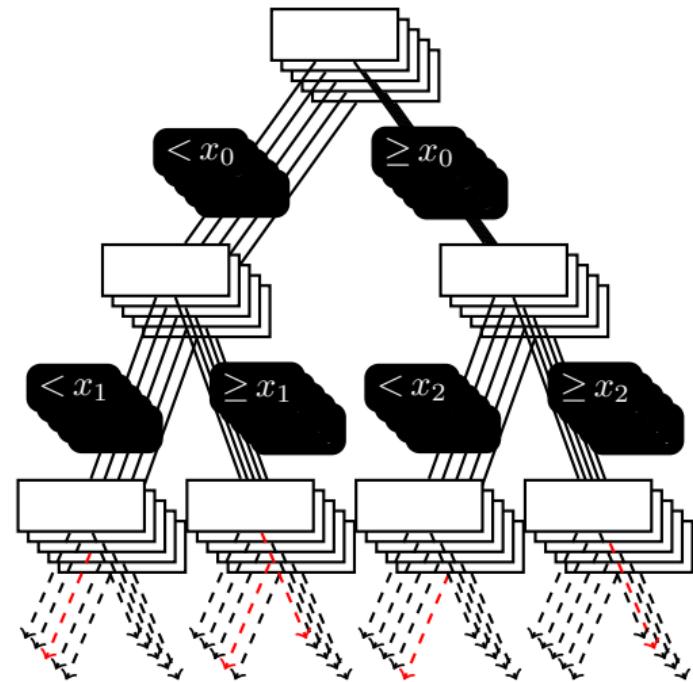
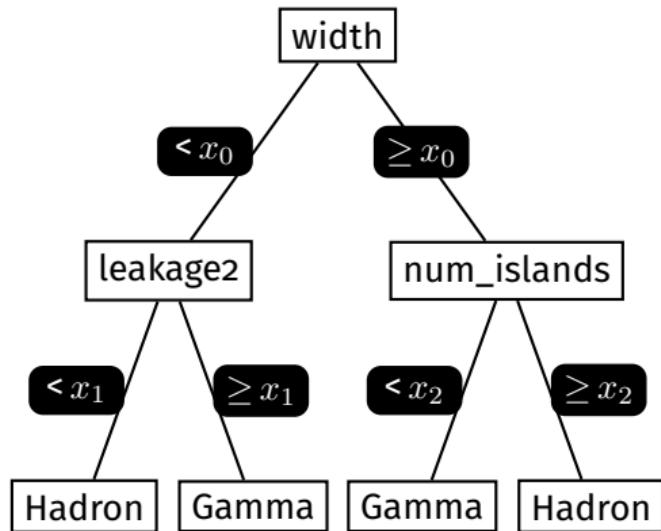
Entscheidungsbaum



- Verknüpfte Abfragen
- Loss-function
- Beschränkung der Komplexität

Ereignis	width	leakage2	num_islands	...	Konfi.
1	4.2	0.4	3	...	0.12
2	3.8	0.0	2	...	0.56
3	15.3	0.8	1	...	0.08
4	7.7	0.1	1	...	0.43
5	6.2	0.0	1	...	0.85

Random Forest



Modelle

Random Forest

Ereignis	Konfi.
1	0.12
2	0.56
3	0.08
4	0.43
5	0.85

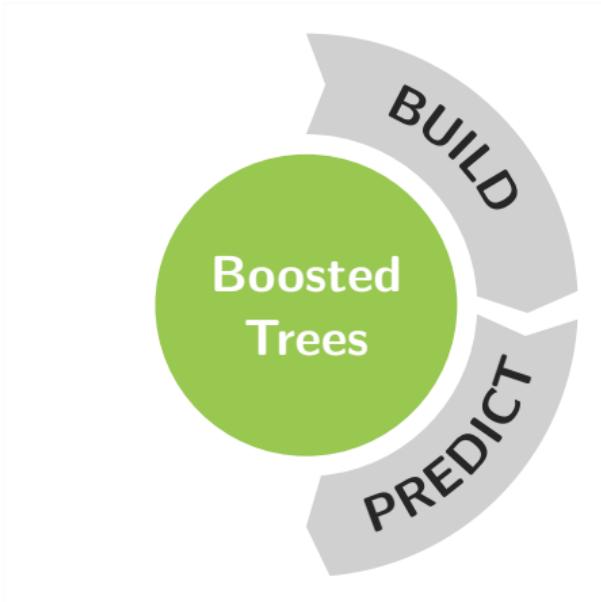
Ereignis	Konf ₁	Konf ₂	Konf ₃	...	Σ_i Konf _i
1	0.12	0.01	0.08	...	0.06
2	0.40	0.66	0.53	...	0.56
3	0.02	0.17	0.10	...	0.08
4	0.41	0.42	0.42	...	0.43
5	0.96	0.81	0.85	...	0.85

Boosted Trees



- additives Training
- höhere Gewichtung von Fehlklassifizierungen
- ausgeglichene Vorhersage
- lässt sich nicht parallelisieren
- Modelle mit geringerer Komplexität

Boosted Trees



- additives Training
- höhere Gewichtung von Fehlklassifizierungen
- ausgeglichene Vorhersage
- lässt sich nicht parallelisieren
- Modelle mit geringerer Komplexität

Boosted Trees

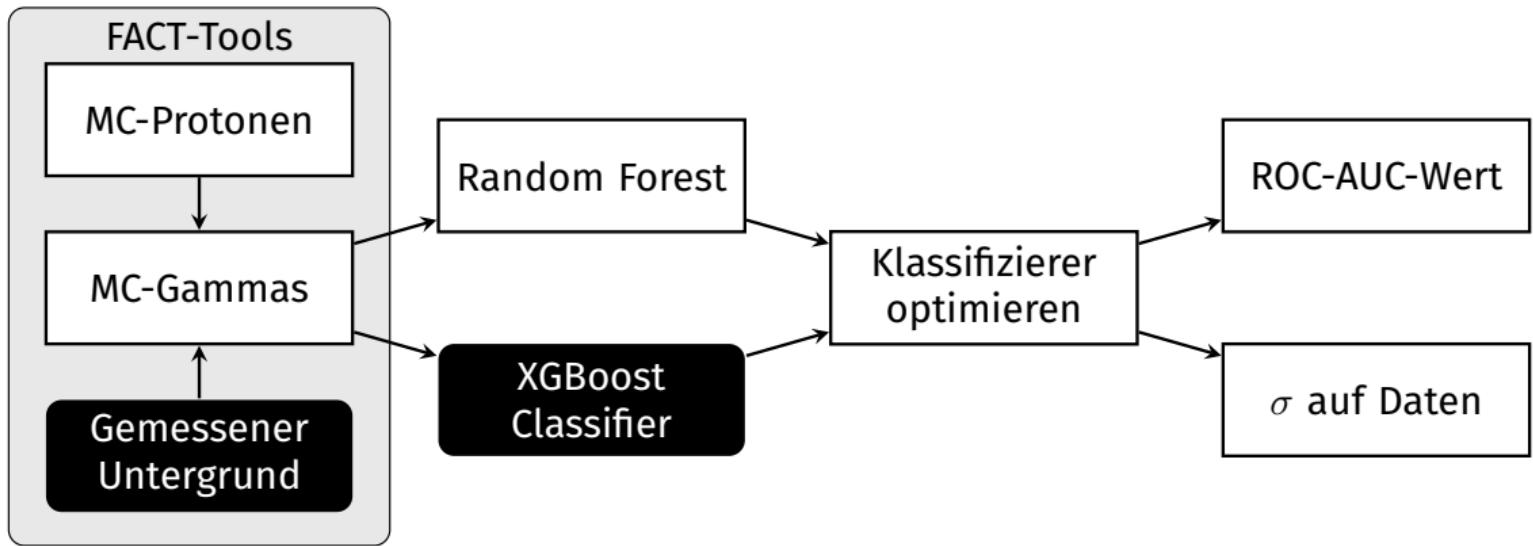


- additives Training
- höhere Gewichtung von Fehlklassifizierungen
- ausgeglichene Vorhersage
- lässt sich nicht parallelisieren
- Modelle mit geringerer Komplexität

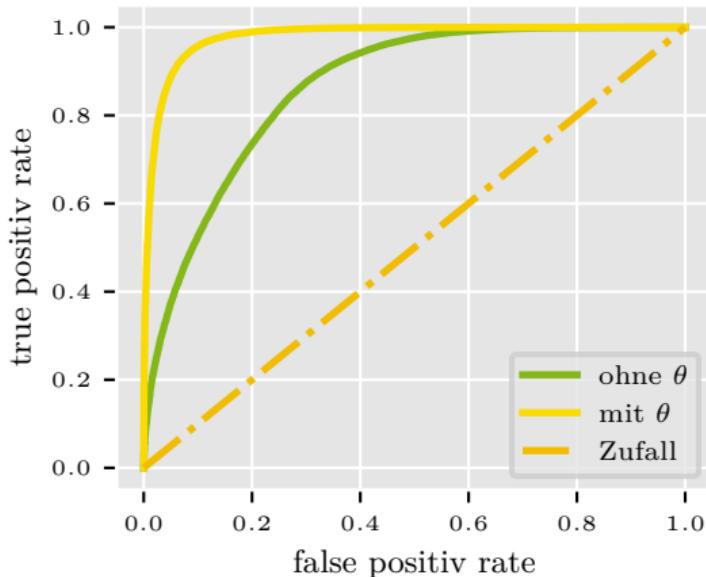
Boosted Trees



- additives Training
- höhere Gewichtung von Fehlklassifizierungen
- ausgeglichene Vorhersage
- lässt sich nicht parallelisieren
- Modelle mit geringerer Komplexität



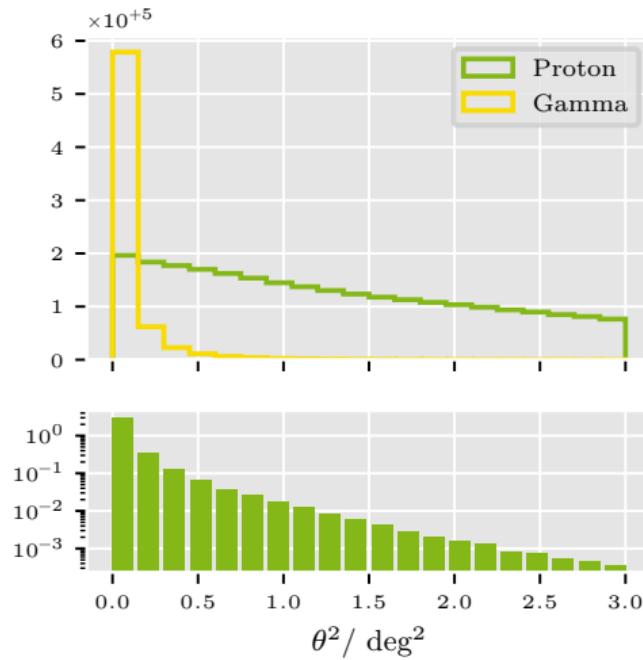
Erstellen Trainingsdatensatzes



Bereinigen der gemessenen Daten von
Gamma-Ereignissen

- ohne Eingang der Daten-Monte Carlo-Mismatch
- möglichst reinen Datensatz
- paar diffuse Gamma lassen sich physikalisch motivieren

Erstellen Trainingsdatensatzes



Bereinigen der gemessenen Daten von
Gamma-Ereignissen

- ohne Eingang der Daten-Monte Carlo-Mismatch
- möglichst reinen Datensatz
- paar diffuse Gamma lassen sich physikalisch motivieren

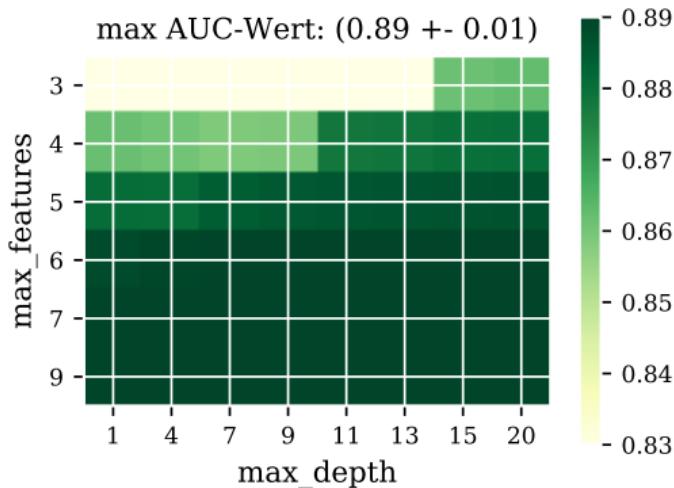
Überprüfen Trainingsdatensatzes

Signifikanzen eines für unterschiedliche θ -Schnitten trainierte Modelle anhand von simulierten Gamma- sowie Proton-Ereignissen

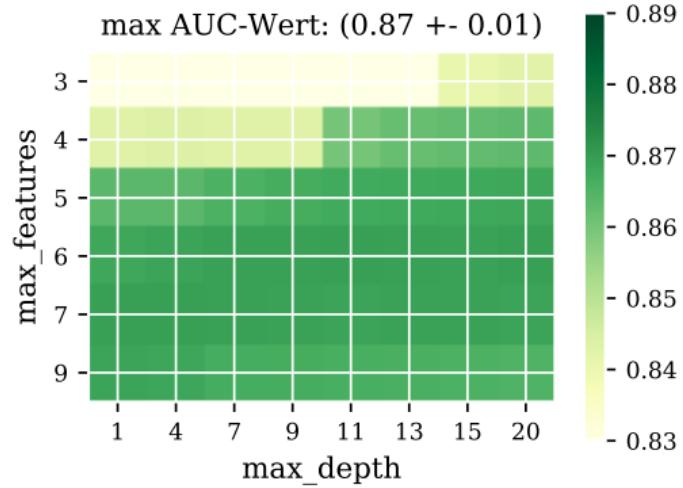


Optimieren der Modelle

Gemessener Untergrund

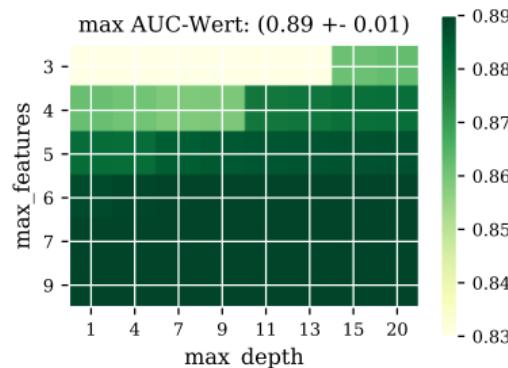


Monte Carlo Protonen

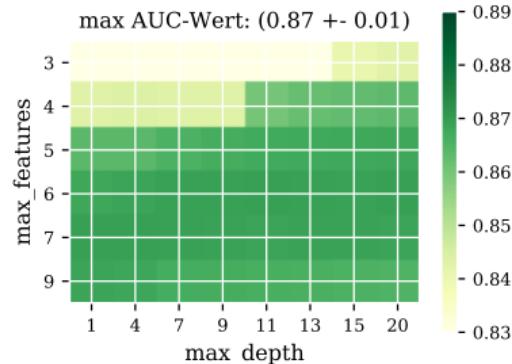


Optimieren der Modelle

Gemessener Untergrund



Monte Carlo Protonen

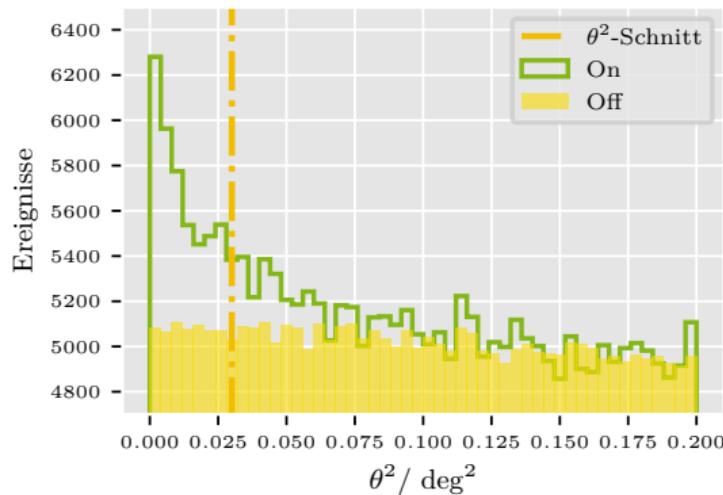
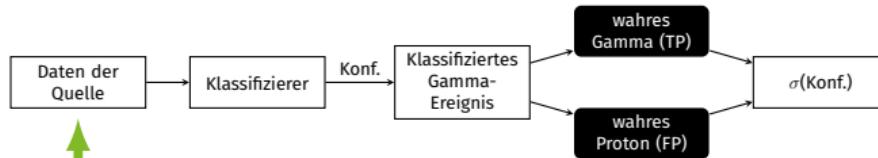


	MC – Daten	Messdaten
XGBoost Classifier (Tiefe 1)	0.86(2)	0.869(5)
Random Forrest	0.87(1)	0.89(1)

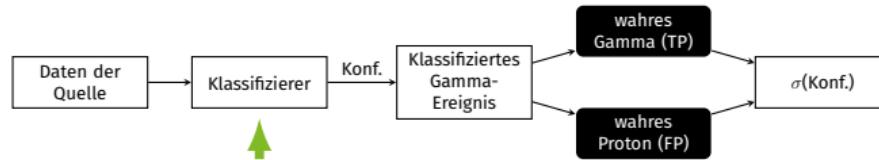
Validieren auf echten Daten

Li und Ma Signifikanz

$$S(N_{\text{on}}, N_{\text{off}}, \alpha) = \sqrt{2} \left(N_{\text{on}} \ln \left[\frac{1+\alpha}{\alpha} \left(\frac{N_{\text{on}}}{N_{\text{on}} + N_{\text{off}}} \right) \right] + N_{\text{off}} \ln \left[(1+\alpha) \left(\frac{N_{\text{off}}}{N_{\text{on}} + N_{\text{off}}} \right) \right] \right)^{1/2}$$



Validieren auf echten Daten

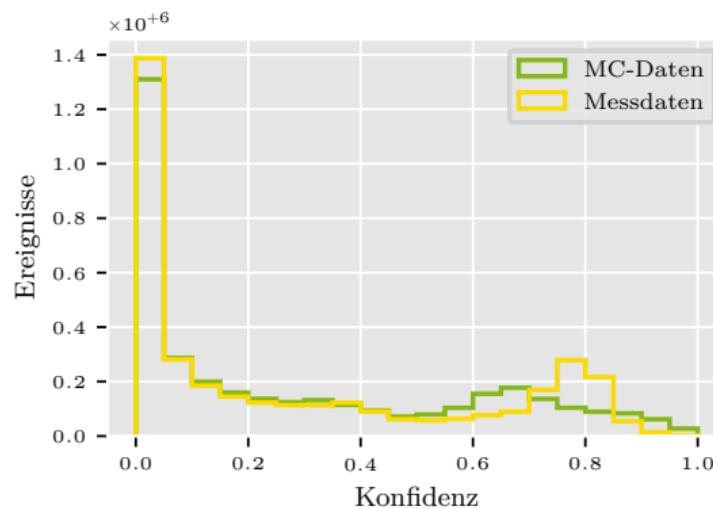
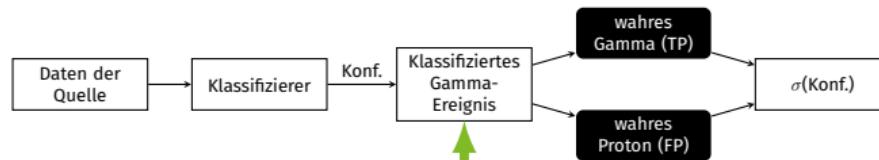


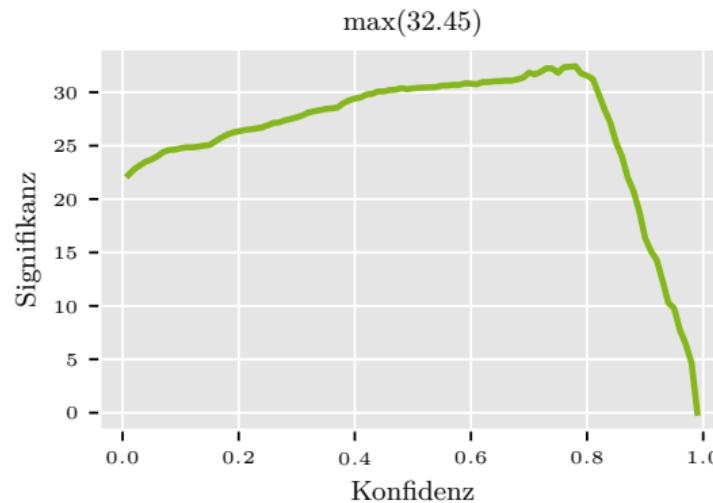
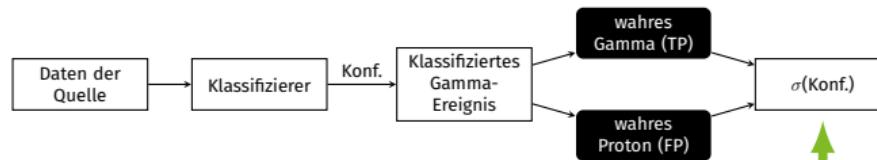
Random Forest

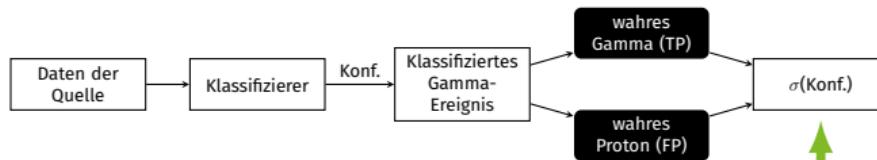
- Komplexität
- viele Spezialisten auf ihrem Gebiet
- anfällig auf Training von Mismatches

XGBoost Classifier (Tiefe 1)

- geringe Komplexität
- resistent gegen Mismatches







	Krebsnebel		Markarian 501	
	Random Forest	XGBoost (Tiefe = 1)	Random Forest	XGBoost (Tiefe = 1)
unklassifizierte Daten		21.4σ		17.1σ
MC-Proton	41.9σ	41.3σ	35.5σ	35.6σ
gemessene Proton	32.9σ	37.8σ	23.6σ	35.2σ

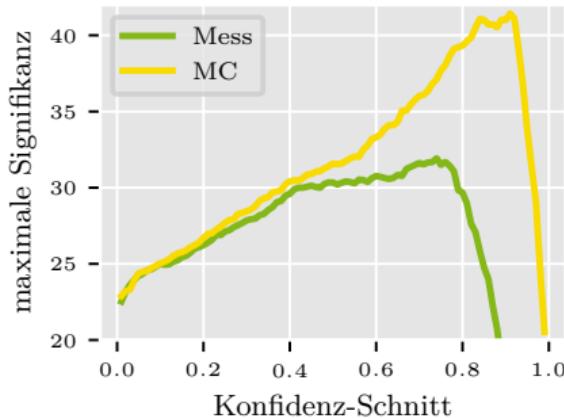
Thesen

- Modelle nutzen die Daten-Monte Carlo-Mismatches als zusätzliche Information
 - klassifizierte Datensätze weisen bei komplexere Modelle niedrigere Signifikanzen auf

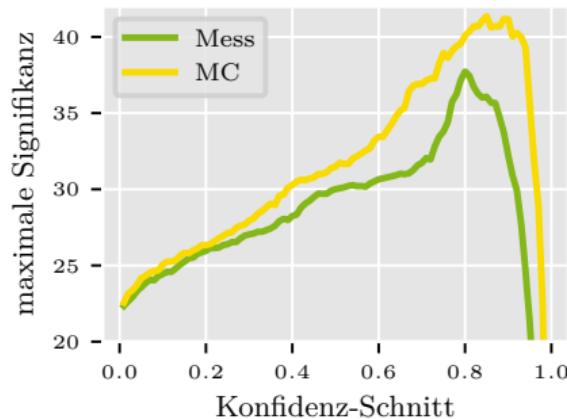
Thesen

- Modelle nutzen die Daten-Monte Carlo-Mismatchs als zusätzliche Information
 - klassifizierte Datensätze weisen bei komplexere Modelle niedrigere Signifikanzen auf
- Reduzierung schlecht simulierte Attribute
 - Erhöhung der Signifikanz durch Reduzierung von Mismatchs

Random Forest

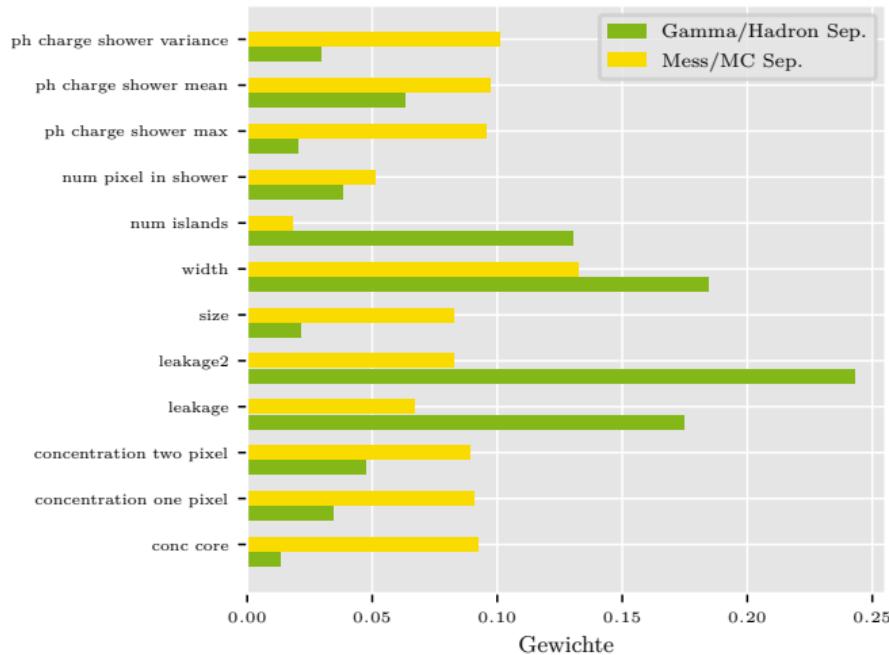


XGBoost Classifier (Tiefe 1)



- Konfidenzverteilung nicht direkt vergleichbar
- Beide Bäume nach derselbigem Kriterium gebaut

Rekursive Feature Elimination



	ohne Attribut Eliminierung	mit Attribut Eliminierung
ROC-AUC-Wert	0.64	0.61
Li und Ma Signifikanz	32.9σ	34.4σ

- ROC-AUC-Wert: Separation zwischen Monte-Carlo und gemessenen Untergrund
- Signifikanz des Datensatz vor und nach dem Entfernen der Attribute

- Unter den dieszeitigen Monte Carlo-Simulationen wird die Simulation nicht verbessert

- Unter den dieszeitigen Monte Carlo-Simulationen wird die Simulation nicht verbessert
- Verbesserung der Monte Carlo-Simulationen

- Unter den dieszeitigen Monte Carlo-Simulationen wird die Simulation nicht verbessert
- Verbesserung der Monte Carlo-Simulationen
- Datennahme von OFF-Daten

- Unter den dieszeitigen Monte Carlo-Simulationen wird die Simulation nicht verbessert
- Verbesserung der Monte Carlo-Simulationen
- Datennahme von OFF-Daten
- Modell welches resistenter gegen Mismatches ist

-  *Astroparticle Physik.* 2017. URL: <https://astro.desy.de/>.
-  *Miguel Carlo. FACT Cherenkov Telescope in a Milky Way Backlight.* 2017. URL: <http://www.miguelclaro.com/wp/wp-content/uploads/2013/10/FACTMilkyWayVertical-4650-net.jpg>.
-  *Fabian Schmidt. CORSIKA – an Air Shower Simulation Program.* 2017. URL: <http://www.ikp.kit.edu/corsika/>.

Fragen, Anregungen, Kommentare