

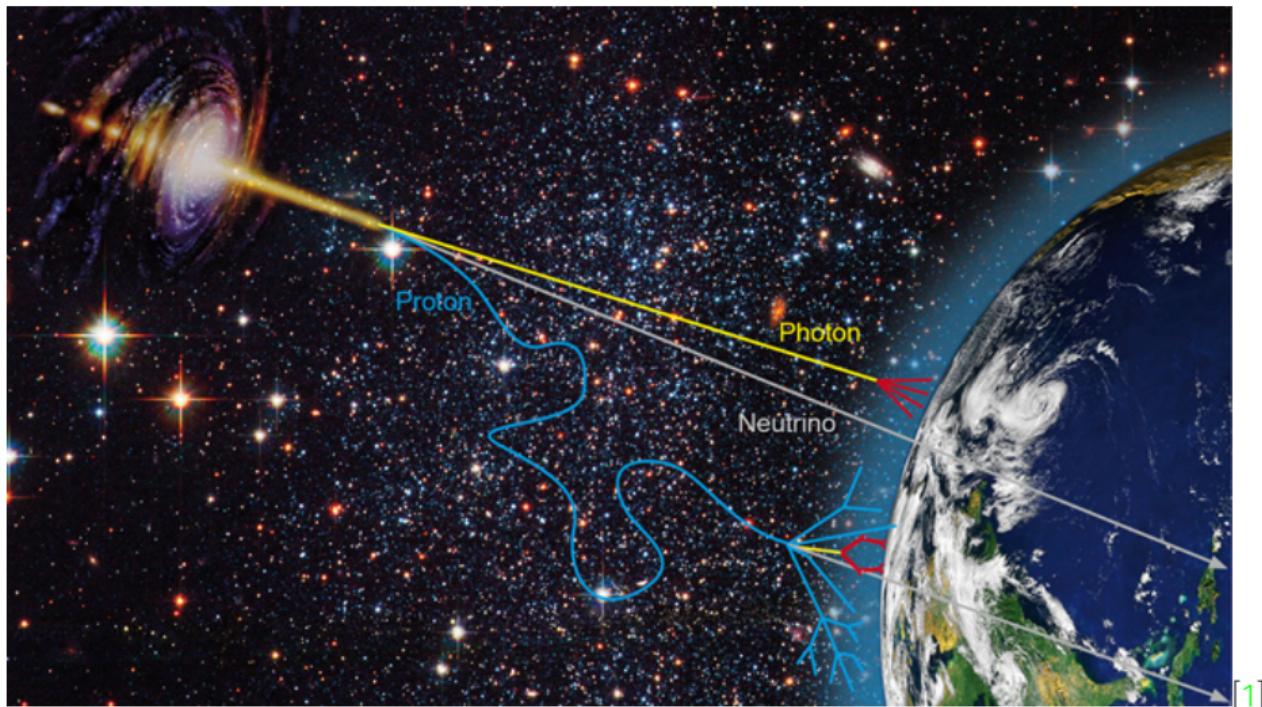


Gamma/Hadron-Separation bei FACT

Maximilian Sackel

2. Oktober 2017

Experimental Physiks 5b
Astroteilchenphysik





© Miguel Claro

[2]

First G-APD Cherenkov Telescope



Localisation

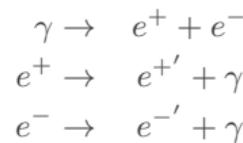
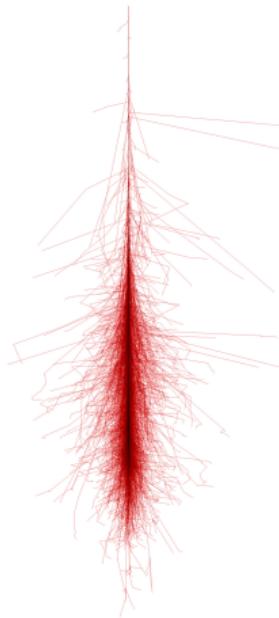
Gran Canaria, Los
Rochos, 2200 m

Reflektor

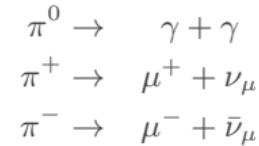
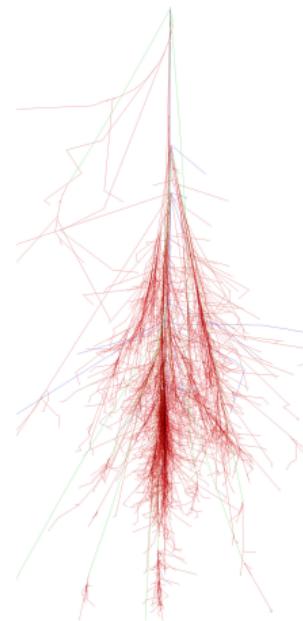
Davis-Cotton-Design,
4 m² Spiegelfläche

Kamera

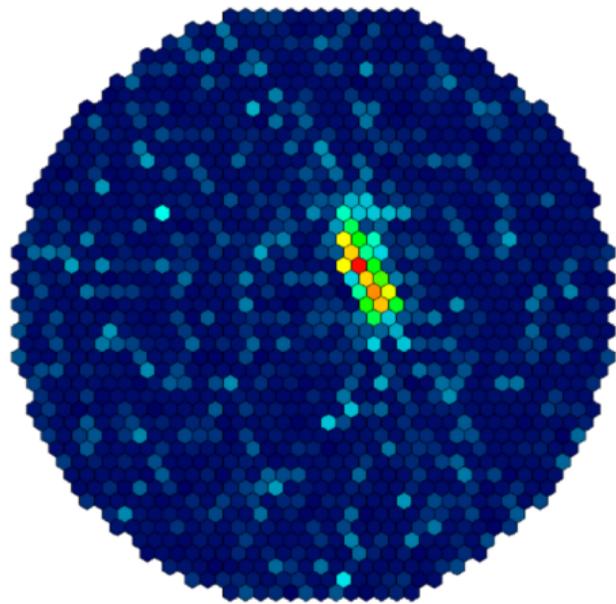
1440 SiMPs, ro-
bust und sensitiv



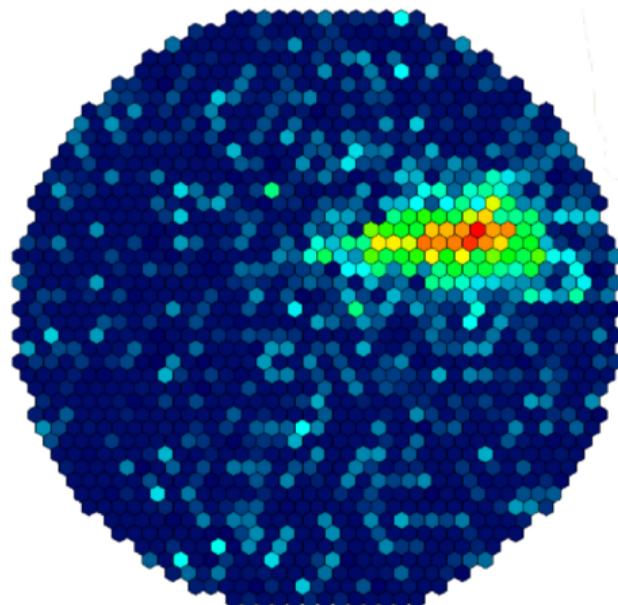
[2]



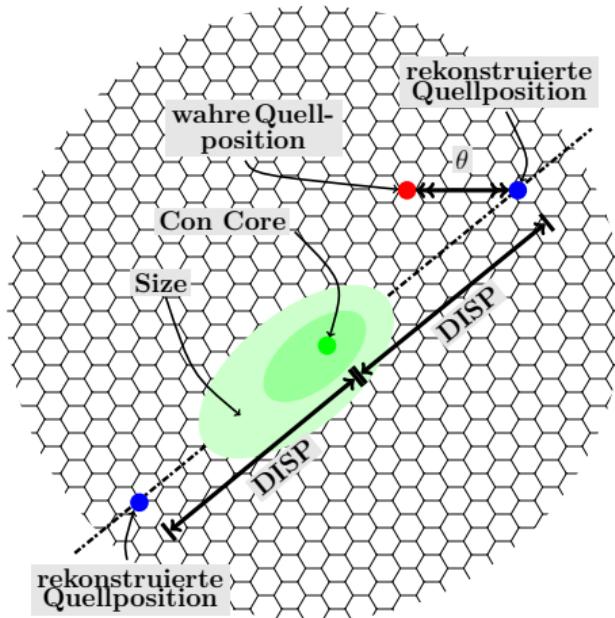
[2]



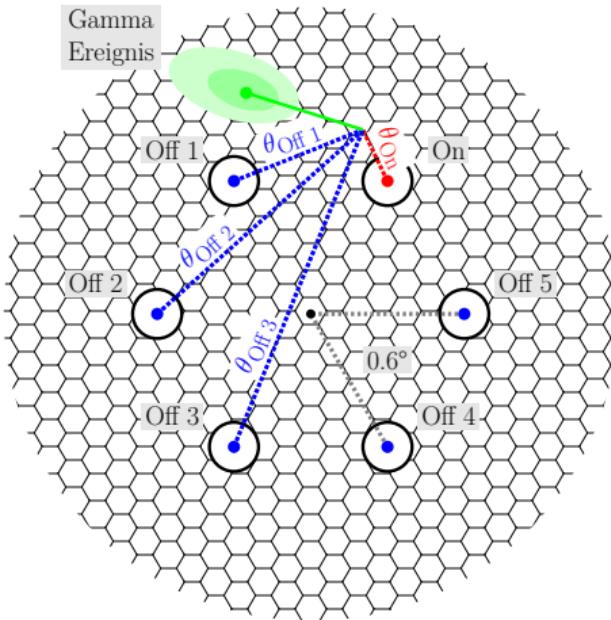
[2]



[2]

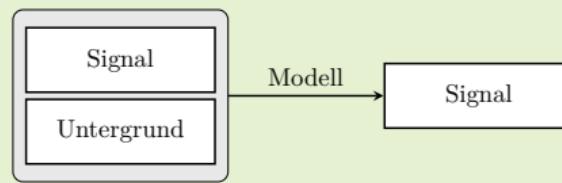


- berechne Feature (Hillas Parameter) des Kamerabildes
- Feature werden zum Klassifizieren benoetigt
- Vorzeichen des Schauers nicht eindeutig

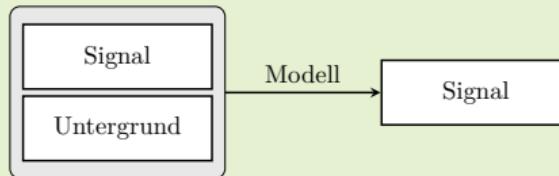


- FACT nimmt keine OFF-Daten
- Daten werden im Wobble Modus genommen

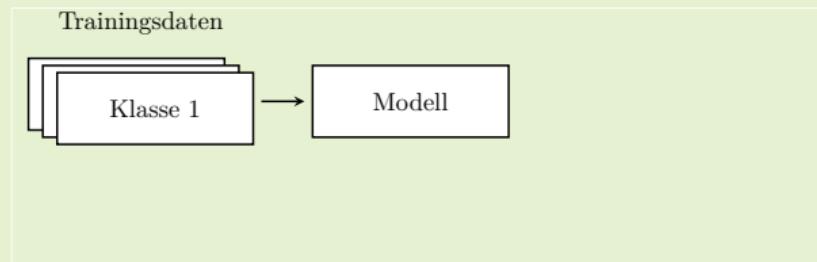
Separation



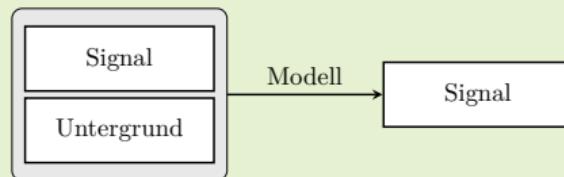
Separation



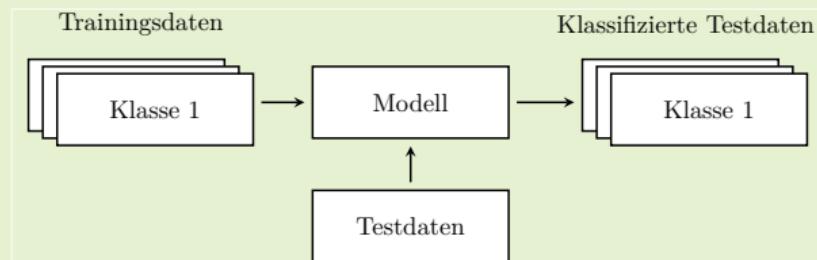
Überwachtes Lernen



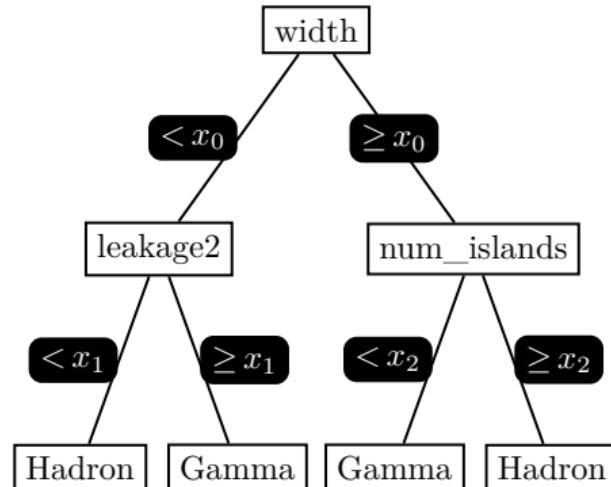
Separation



Überwachtes Lernen



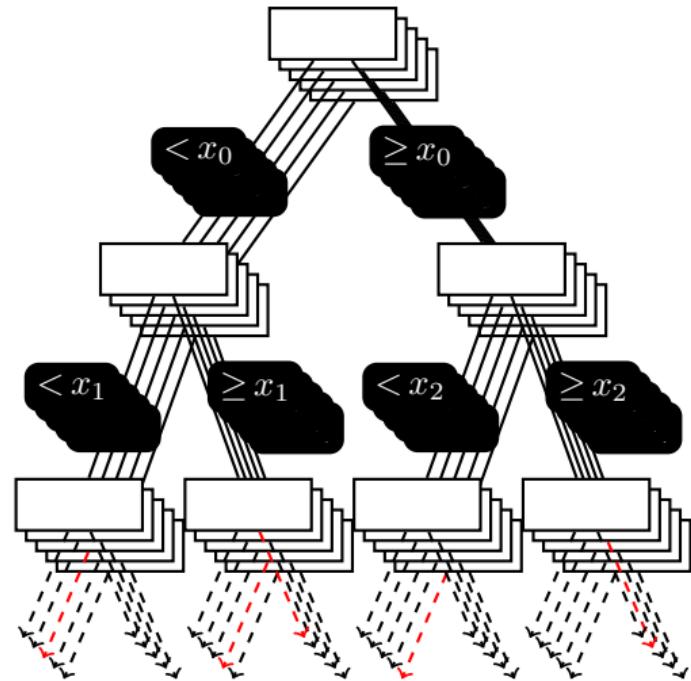
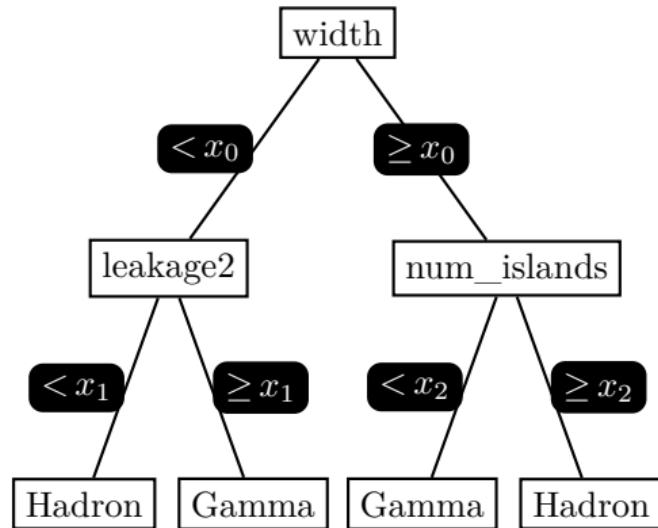
Entscheidungsbaum



- 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 geringere Komplexität

Boosted Trees



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

Boosted Trees

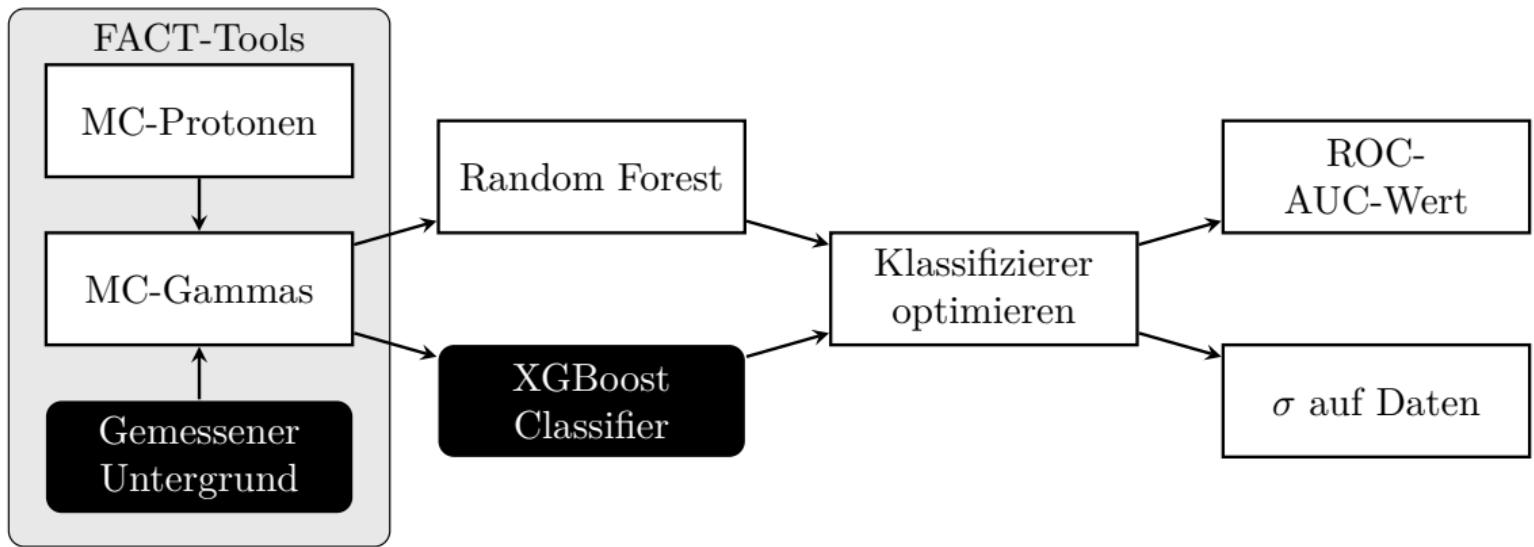


- additives Training
- höhere Gewichtung von Fehlklassifizierungen
- ausgeglichene Vorhersage
- lässt sich nicht Parallelisieren
- Modelle mit geringere Komplexität

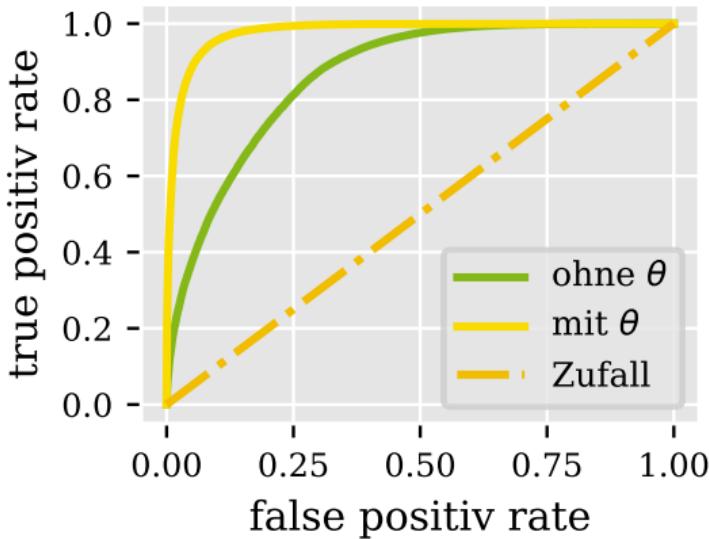
Boosted Trees



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



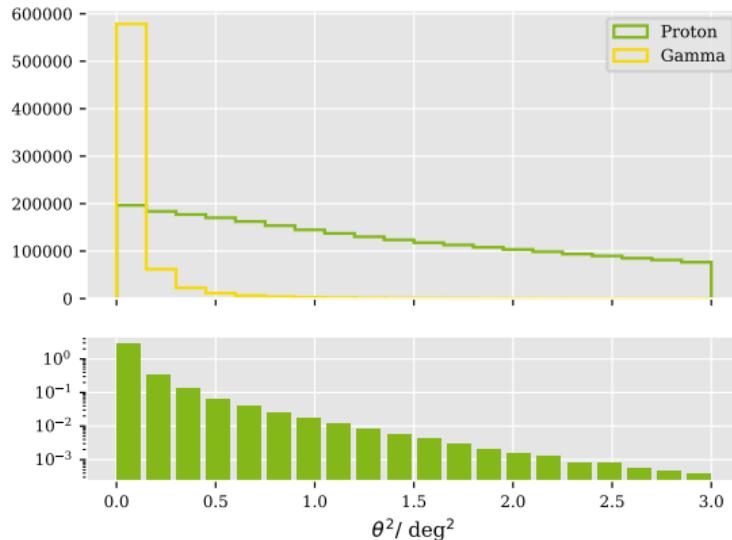
Erstellen Trainingsdatensatzes



Bereinigen der gemessenen Daten von
Gamma-Ereignissen

- ohne Eingang der Monte-Carlo Mismatche
- möglichst Reinen Datensatz
- paar diffuse Gamma lassen sich physikalisch motivieren

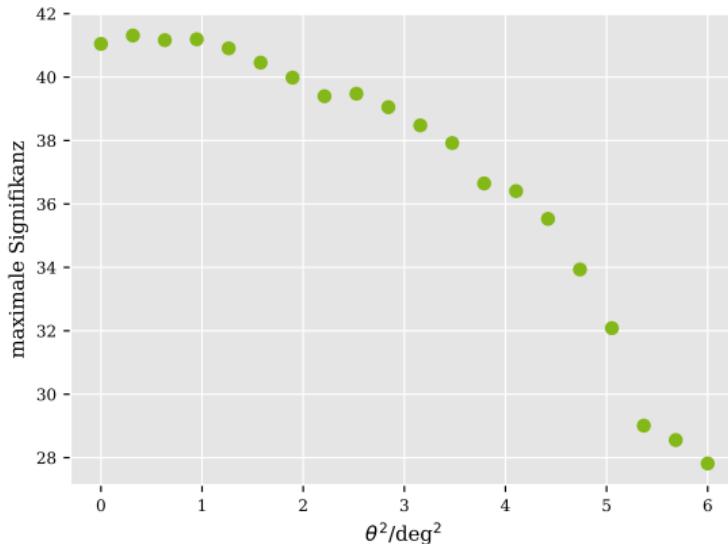
Erstellen Trainingsdatensatzes



Bereinigen der gemessenen Daten von
Gamma-Ereignissen

- ohne Eingang der Monte-Carlo Mismache
- möglichst Reinen Datensatz
- paar diffuse Gamma lassen sich physikalisch motivieren

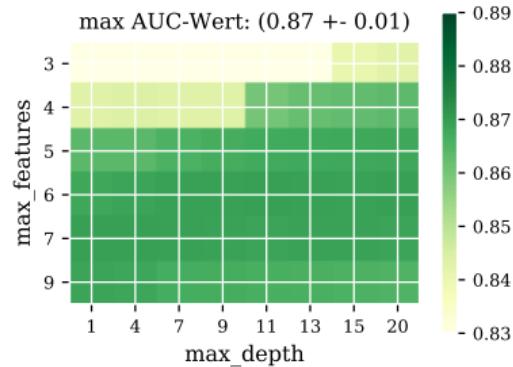
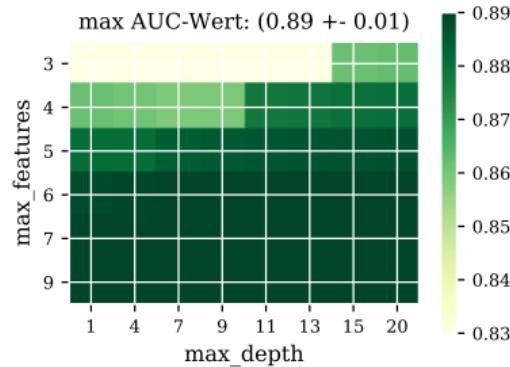
Ueberpruefen Trainingsdatensatzes



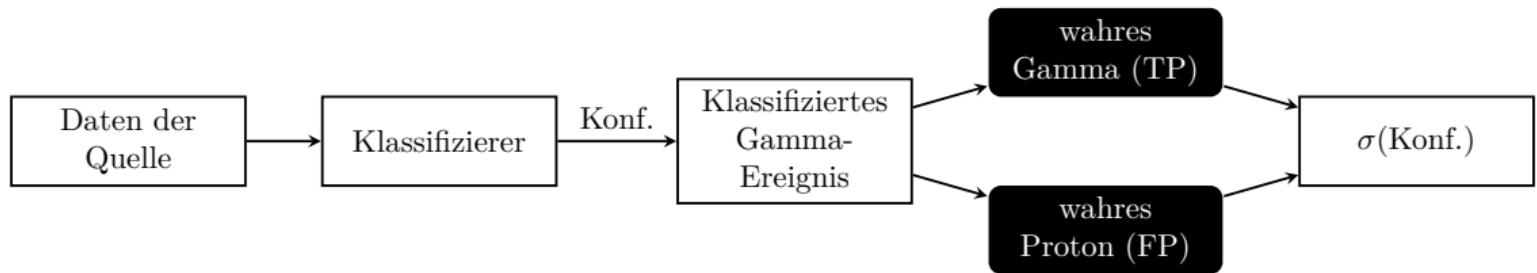
Trainingsdatensatz aus simulierten Gamma- und Proton-Ereignissen

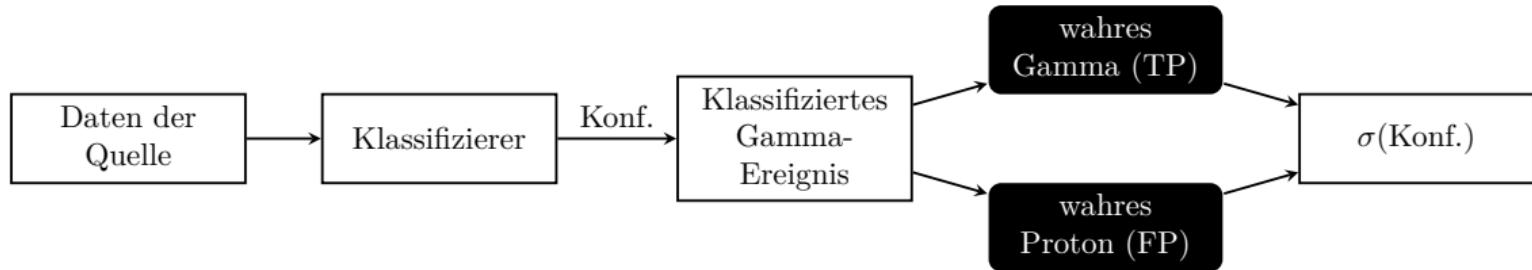
- Detektoreigenschaften für große θ signifikant
- Signifikanz abhängig vom θ -Schnitt
- θ -Schnitt in Abhängigkeit der Reinheit und Korrelation der Signifikanz

Optimieren der Modelle



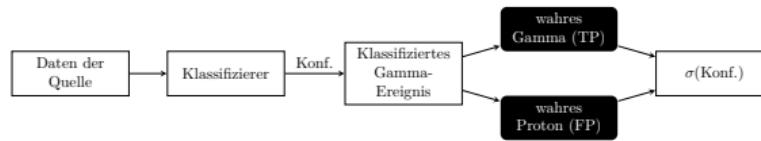
	MC – Daten	Messdaten
XGBoost Classifier (Tiefe 1)	0.86(2)	0.869(5)
Random Forrest	0.87(1)	0.89(1)

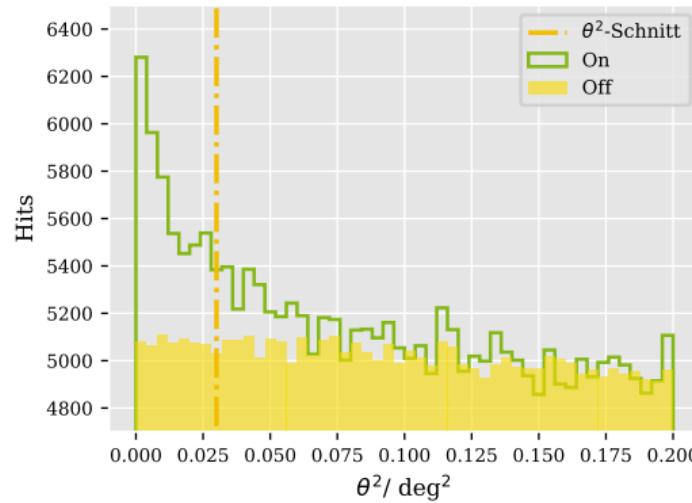
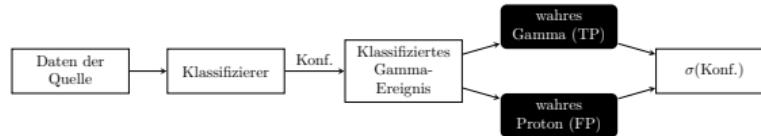


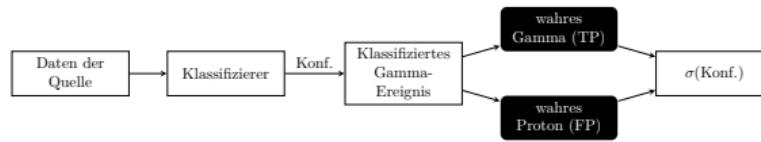


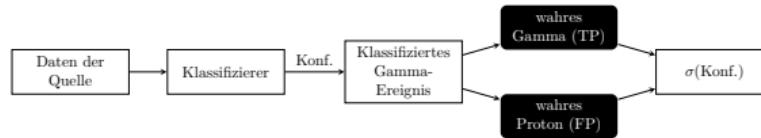
Signifikanz

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







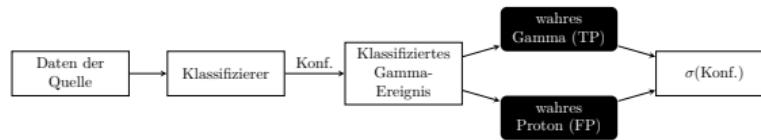


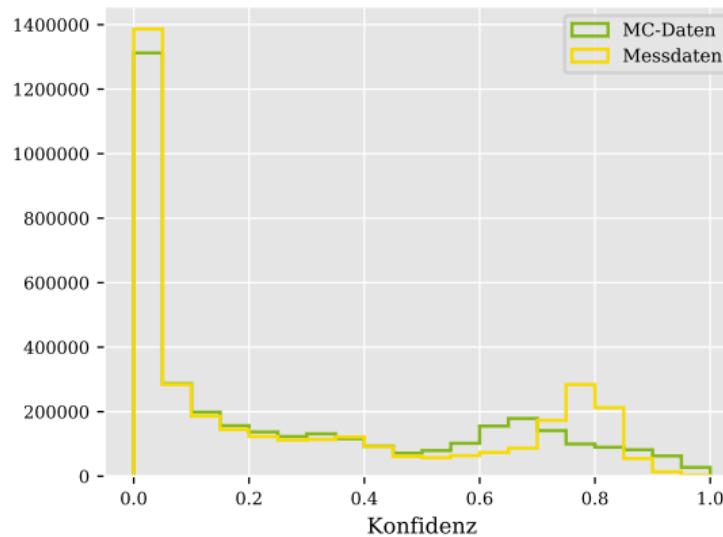
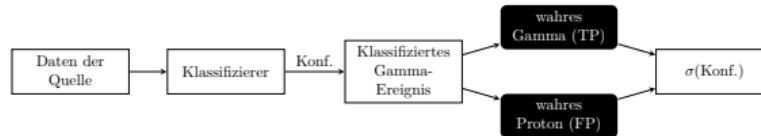
Random Forest

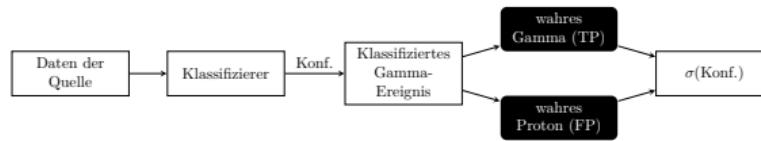
- komplexität
- viele Spezialisten auf ihrem Gebiet
- anfällig auf Training von Mismatche

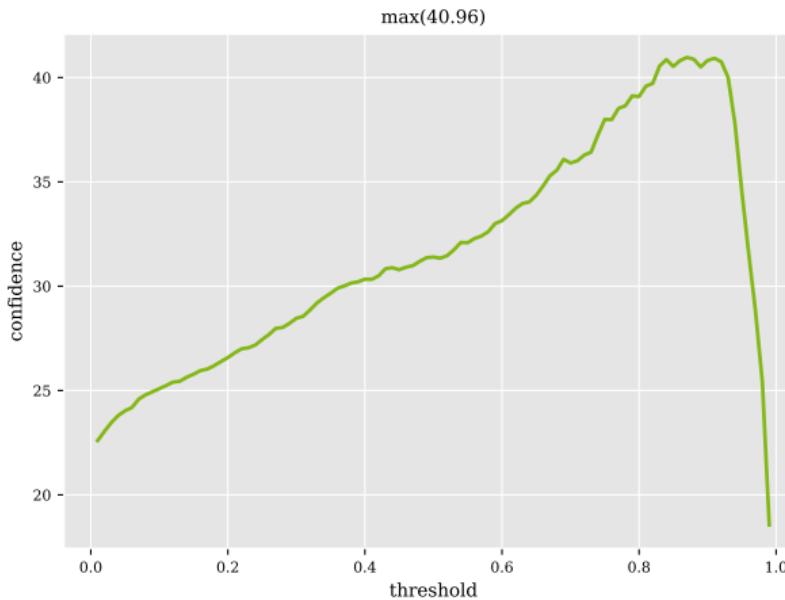
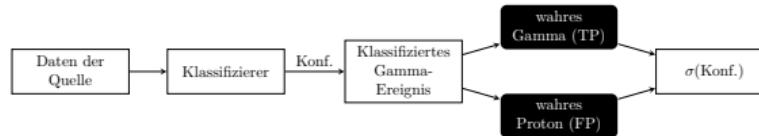
XGBoost Classifier (Tiefe 1)

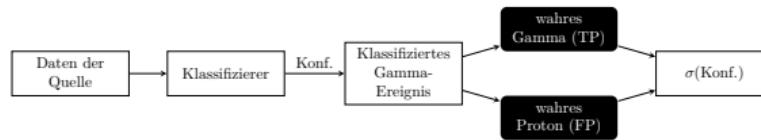
- geringe Komplexität
- resistent gegen Mismatche

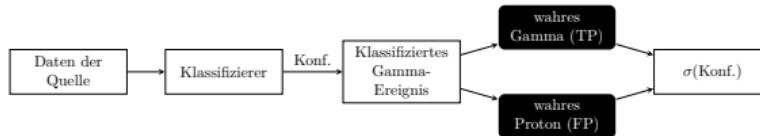












	Krebsnebel		Markarian 501	
	Random Forest	XGBoost (Tiefe = 1)	Random Forest	XGBoost (Tiefe = 1)
unklassifizierte Daten		21.4 σ		17.1 σ
MC-Proton	41.9 σ	41.3 σ	35.5 σ	35.6 σ
gemessene Proton	32.9 σ	37.8 σ	23.6 σ	35.2 σ

Thesen

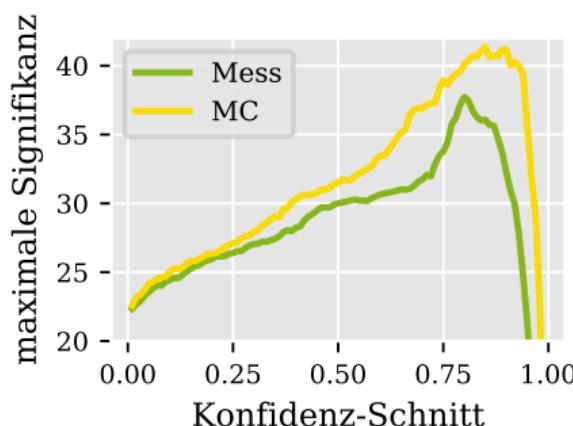
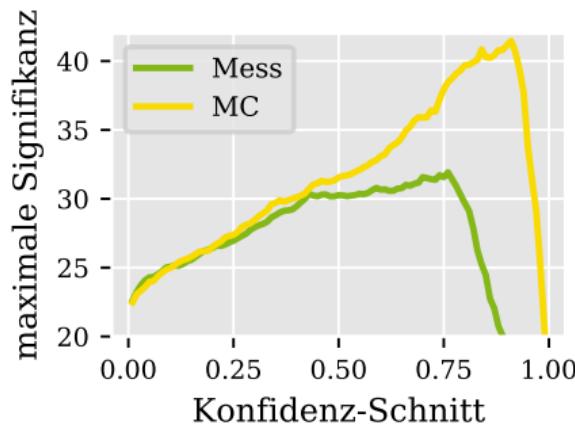
- Training auf Montecarlo Mismatches zur Separation
 - komplexere Modelle weisen niedrigere Signifikanzen als einfache Modelle auf.

Thesen

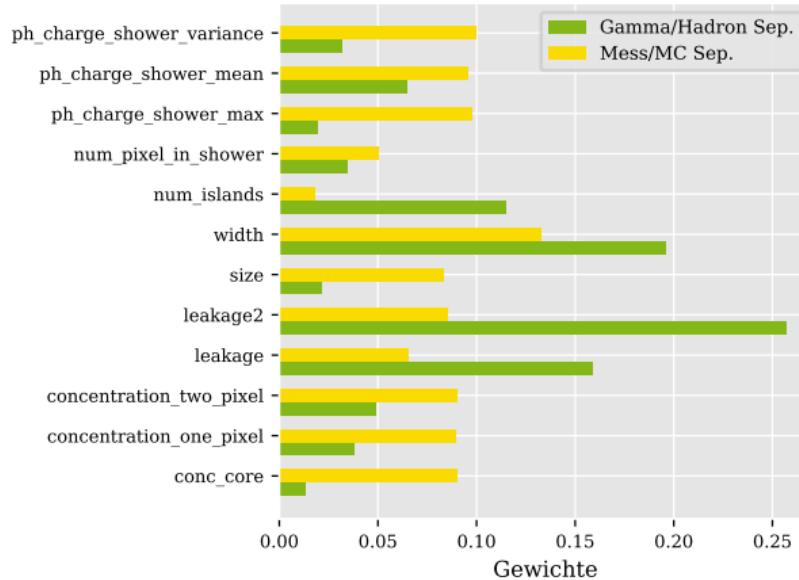
- Training auf Montecarlo Mismatches zur Separation
 - komplexere Modelle weisen niedrigere Signifikanzen als einfachere Modelle auf.
- Reduzierung schlecht simulierte Attribute
 - erhöhung der Signifikanz durch Reduzierung von Mismatches

Achtung:

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

Random Forest**XGBoost Classifier (Tiefe 1)**

Rekursive Feature Elimination



	ohneAttribut Eliminierung	mitAttribut Eliminierung
ROC-AUC-Wert	0.64	0.61
Li und Ma Signifikanz	32.9σ	34.4σ

- 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