

Untersuchungen zur Verbesserung der Zerfallsmodi-Identifikation von τ -Leptonen im ATLAS-Detektor

Simon León Krug

Bachelorarbeit in Physik
angefertigt im Physikalischen Institut

vorgelegt der
Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät
der
Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität
Bonn

August 2017

Hiermit versichere ich, dass ich diese Arbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt sowie Zitate kenntlich gemacht habe.

Bonn, den 16. August 2017

Simon León Krug

1. Gutachter: Priv.-Doz. Dr. Philip Bechtle
2. Gutachter: Dr. Peter Wagner

In verwirrender Vielfältigkeit bietet sich die Wirklichkeit unseren Sinnen dar. Jedes Geschehen wird von uns als einmaliger Eindruck erlebt. Und doch fügen sich auch dem naiven Beobachter da und dort Ereignisse in eine sinnvolle Reihe, er erahnt Zusammenhänge, vermutet [...] einfache[] Gesetze[], um die erlebte Wirklichkeit zu deuten. Einfach zu sein ist eine Forderung, die *wir* an die Gesetze stellen, mit denen wir die Natur verstehen wollen. Die Natur selbst *ist* kompliziert.

Walter Weizel [1, S. 1]

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	1
1 Einleitung	3
2 τ-Lepton	5
3 Experimenteller Aufbau	8
3.1 Large Hadron Collider (LHC)	8
3.2 A Toroidal LHC Apparatus (ATLAS)	11
4 τ-Rekonstruktion	15
4.1 Simulationen	15
4.2 Lokale Rekonstruktion und Identifikation	15
4.3 Substructure	17
4.4 PanTau	17
5 Boosted Decision Tree	20
6 Senkung der E_T-Schwellen für neutrale PFOs	26
6.1 Motivation	26
6.2 Arbeitsprozess	26
6.3 Ergebnisse	28
7 Anpassung der BDT-Parameter	31
7.1 Motivation	31
7.2 Arbeitsprozess	31
7.3 Ergebnisse	35
8 Fazit und Ausblick	36
A Anhang	38
A.1 Senkung der E_T -Schwellen für neutrale PFOs	39
A.1.1 Migrationsmatrizen	39
A.1.2 ROC-Kurven	40
A.1.3 BDT-Verteilungen	43
A.2 Anpassung der BDT-Parameter	46
A.2.1 Explizite BDT-Konfigurationen	46

A.2.2	Migrationsmatrizen	47
A.2.3	ROC-Kurven	48
A.2.4	Overtraining-Kurven	54
A.3	Explizite CutValues	55
	Danksagung	56
	Quellen- und Literaturverzeichnis	57
	Abbildungsverzeichnis	60
	Tabellenverzeichnis	62

1 Einleitung

„Woraus ist das?“ und „Wie funktioniert das?“ sind zwei einfache Fragen, die nicht nur Kinder, sondern auch Physiker in ihren Bann ziehen. Obwohl diese Fragen leicht zu stellen sind, gibt es zumindest für Physiker keine Erklärung, die mehr Antworten als Rätsel bereithält. Das mag den Einen frustrieren, den Anderen aber faszinieren. Letztere beschäftigen sich mit der Erforschung von Materiebausteinen und ihren Wechselwirkungen — mit Teilchenphysik.

Der Begriff der Teilchenphysik hat sich im Laufe der Zeit gewandelt: Die Identifikation des Elektrons als Teilchen (G.J. Stoney, 1894), erste Streuexperimente mit Heliumkernen (H. Geiger, E. Marsden, 1909) und die Entdeckung der Radioaktivität (H. Becquerel, 1896) sind alles Beispiele dessen, was heute als Atomphysik bezeichnet wird. Die ersten *teilchenphysikalischen* Experimente mit Fingerzeig auf die aktuelle Hochenergiephysik fanden Anfang des 20. Jahrhunderts statt, indem J.J. Thomson durch geschickte Anordnung von elektrischen und magnetischen Feldern den Massenspektrographen entwickelte. Er ebnete damit den Weg, Teilchen anhand ihrer massespezifischen Ladung zu trennen. Genau diese Trennung ist nach wie vor eine unentbehrliche Methode der Teilchenphysik (Kap. 3.2).

Um zur Forschung nicht auf langsame Zerfallsprodukte aus natürlichen Prozessen angewiesen zu sein, wurden Beschleunigungsmethoden für geladene Teilchen entwickelt. Dies resultierte 1931 im Bandgenerator von R. van de Graff. Durch Aufladen von Kapazitäten kann kinetische Energie auf Ladungen übertragen werden. Mit diesem ersten Typ eines Teilchenbeschleunigers sind Streuexperimente an Targets möglich [2, Kap. 1, 6].

Der Large Hadron Collider ist der neueste Teilchenbeschleuniger. Obwohl er sich in Aufbau und Funktionsweise unterscheidet, ist seine grundlegende Aufgabe identisch. Darüber hinaus beschleunigt er allerdings keine Teilchen für Streuexperimente, sondern für Kollisionen. Durch hohe Energien der Teilchen kann ihre elektromagnetische Abstoßung überwunden werden. Gemäß der Äquivalenz von Masse und Energie sollen dabei schwere (und neue) Teilchen erzeugt werden.

Schlagzeilen machte der LHC, als durch Proton-Proton-Kollisionen im ATLAS- und CMS-Detektor das Higgs-Boson erstmals nachgewiesen wurde [3]. Dieses Higgs-Boson zerfällt u.a. in zwei Tauonen. Deren Zerfallsprodukte leben lang genug, um im Detektor registriert zu werden. Lassen sich die Tauonen rekonstruieren, so kann das Higgs-Boson erforscht werden. Die Rekonstruktion aller detektierten Zerfallsprodukte zum ursprünglichen Higgs-Boson muss demnach mit großer Sorgfalt geschehen.

Das dafür benutzte ATLAS-Experiment ist eine große und komplexe Maschine. Es besteht aus mehreren Detektorsystemen (z.B. Tracking, EM-Kalorimeter, HAD-Kalorimeter), welche ihrerseits aus weiteren Detektoren bestehen (z.B. SCT, TRT, Pixel, LAr, Kap. 3.2). Die Anzahl der detektierten Ereignissen und der Messwerte pro Ereignis ist demnach gewaltig.

Zusätzlich muss bedacht werden, dass die Anzahl der Korrelationen zwischen den Variablen, von denen die Ereignisse abhängen, quadratisch wächst [4, Kap. 5.3.2]. Bei Experimenten mit kleinem Datensatz und geringer Variablenzahl können noch durch graphische Darstellung in Diagrammen Rückschlüsse auf die Zusammenhänge zwischen Variablen geschlossen werden. Die bloße Menge an Daten lässt den Menschen zur Analyse beim ATLAS-Experiment aber ausscheiden. Eine Auswertung ist nur noch mit geschickten Algorithmen und leistungsstarken Computern möglich. Anstelle von wissenschaftlicher Erfahrung tritt ein Algorithmus; menschlichen Fähigkeiten werden durch lernfähige Programme ersetzt.

Der Mensch nimmt keine aktive Rolle bei der Praxis der Datenanalyse ein, dirigiert aber das Auswertungsprogramm. Weiterhin können Computer nicht denken, sodass immer noch ein Mensch darüber urteilt, ob eine Analyse sinnvoll ist. Ziel dieser Bachelorarbeit ist es, die Rekonstruktion von Tauonen im ATLAS-Detektor zu verbessern. Dafür soll mit lernfähigen Programmen experimentiert werden, welche Teil des PanTau-Programms sind.

Aufbau

Diese Bachelorarbeit ist in sieben Kapitel unterteilt, ausgenommen dieser Einleitung. Kapitel 2 beschreibt das Tauon, seine Position unter den anderen Elementarteilchen und seine hauptsächlichen Zerfallskanäle. Kapitel 3 beschreibt den Teilchenbeschleuniger LHC und das zugrundeliegende Experiment ATLAS. Kapitel 4 wird die bisherigen Maßnahmen bei der Rekonstruktion von Tauonen behandeln, während Kapitel 5 eine Einführung in die Datenanalyse mit lernfähigen Programmen gibt. Außerdem wird in diesen beiden Kapiteln weitestgehend die verwendete Terminologie erklärt. Kapitel 6 und 7 beinhalten die Untersuchungen dieser Bachelorarbeit, also die direkten Veränderungen des PanTau-Codes und die Experimente mit neuen BDT-Konfigurationen. Kapitel 8 enthält für beide Untersuchungen je eine kurze Zusammenfassung und legt in einem Ausblick die Möglichkeiten der Untersuchungen aus Kapitel 6 und 7 dar.

Bemerkung

Englische Begriffe in dieser Bachelorarbeit werden soweit möglich *inhaltlich* übersetzt und sind [5] entnommen. Hilfreich bei der Formulierung von Texten war [6]. Abbildung 5.1 wurde mit LibreOffice Impress erstellt. Die verwendeten Datensätze werden in Kapitel 4.1 explizit erwähnt und wurden mit THOR [7] bereitgestellt. Die Diagramme wurden ausschließlich mit LOKI [8] angefertigt, welches auf dem Datenanalyse-Framework ROOT [9] des CERNs basiert.

2 τ -Lepton

Das Standardmodell der Teilchenphysik (Abb. 2.1) ist eine Beschreibung aller bekannten Elementarteilchen und ihrer Wechselwirkungen. Sie werden unterschieden in Fermionen, d.h. Teilchen mit halbzahligem Spin und Bosonen, d.h. Teilchen mit ganzzahligem Spin. Die Fermionen sind sortiert nach ihren physikalischen Eigenschaften wie Masse und Ladung. Die Masse ist maßgeblich für die Unterteilung in die drei sogenannten Generationen. Das τ -Lepton gehört zu den Fermionen, die sich in Leptonen und Quarks unterscheiden:

Leptonen Grün in der Abbildung befinden sich die Leptonen, d.h. Teilchen, die an der schwachen Wechselwirkung (per Z^0 - und W^\pm -Bosonen) teilnehmen. Intern werden sie unterschieden in Neutrale (ν_e -, ν_μ -, ν_τ -Neutrino) und Geladene (Elektron e^\pm , Myon μ^\pm , Tauon τ^\pm). Letztere nehmen durch ihre Ladung (± 1) zusätzlich an der elektromagnetischen Wechselwirkung (per Photon γ) teil. Die beiden schwereren, geladenen Leptonen sind instabil und zerfallen nach kurzer Zeit in leichtere Teilchen.

Quarks In lila gekennzeichnet sind die sogenannten Quarks, d.h. Teilchen, die zusätzlich zu allen anderen an der starken Wechselwirkung (per Gluon g) teilnehmen. Auch die schweren Quarks zerfallen schnell in leichtere Teilchen. Up- und Down-Quarks bilden Proton (uud) und Neutron (udd), die zusammen mit dem Elektron Atome bilden.

Zusätzlich kann man die Fermionen nach der Häufigkeit ihres Auftretens beschreiben: Da die zweite und dritte Generation nach kurzen Lebensdauern in leichtere Fermionen zerfallen, verblieben größtenteils nur Up- und Down-Quark mit Elektron und zugehörigem Neutrino. Deshalb heißen diese kurzlebigen Teilchen *exotische Materie* [11, Kap. 12]. Das Tauon τ^\pm ist ein solches kurzlebige Teilchen aus der dritten Generation.

Oben rechts ist außerdem das Higgs-Boson dargestellt, ein Teilchen, das im Rahmen der sogenannten elektroschwachen Vereinheitlichung vorhergesagt und 2012 am CERN entdeckt wurde [12].

Das τ wurde durch e^+e^- -Annihilation am Speicherring SPEAR¹ am SLAC² entdeckt und beantwortete die Frage, ob es noch weitere Leptonenfamilien außer den beiden damals bekannten gibt; wegen seiner großen Ruhemasse ($m_\tau = 1,777 \text{ GeV} \approx 3500 \cdot m_e$) sind entsprechend hohe Energien zur Erzeugung notwendig. Um es untersuchen zu können, werden große Teilchenbeschleuniger wie der LHC³ benötigt. Dort entstehen die τ -Leptonen jedoch nicht durch Elektron-Positron-Streuung, sondern durch Proton-Proton-Streuung (Kap. 3). Die große Masse des τ ist auch der Grund, weshalb es im Gegensatz zu den anderen Leptonen sowohl leptonisch, als auch **hadronisch** zerfallen kann [2, S. 159f] [13, S. 24, 306], d.h. in Teilchen,

¹Stanford Positron Electron Asymmetric Rings, engl.: Asymmetrische, Stanforder Positron-Elektron-Ringe.

²Stanford Linear Accelerator Center, engl.: Stanforder Linearbeschleuniger-Zentrum

³Large Hadron Collider, engl.: Großer Hadronenbeschleuniger

Drei Generationen
der Materie (Fermionen)

	I	II	III		
Masse →	2,3 MeV	1,275 GeV	173,07 GeV	0	125,9 GeV
Ladung →	$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{3}$	0	0
Spin →	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	0
Name →	u up	c charm	t top	γ Photon	H Higgs Boson
	4,8 MeV	95 MeV	4,18 GeV	0	
	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	0	
	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	
Quarks	d down	s strange	b bottom	g Gluon	
	<2 eV	<0,19 MeV	<18,2 MeV	91,2 GeV	
	0	0	0	0	
	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	
	ν_e Elektron- Neutrino	ν_μ Myon- Neutrino	ν_τ Tau- Neutrino	Z^0 Z Boson	
	0,511 MeV	105,7 MeV	1,777 GeV	80,4 GeV	
	-1	-1	-1	± 1	
	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	
Leptonen	e Elektron	μ Myon	τ Tau	W^\pm W Boson	Eichbosonen

Abbildung 2.1: Das Standardmodell der Teilchenphysik [10].

die von der starken Wechselwirkung zusammengehalten werden⁴. Seine kurze Lebensdauer ($\tau_\tau = (290,3 \pm 0,5) \times 10^{-15} \text{ s}$) erlaubt bei der Untersuchung allerdings nur die Detektion von Zerfallsprodukten; darunter befinden sich u.a. geladene Pionen (π^\pm), die erst nach einigen Metern zerfallen ($c\tau_{\pi^\pm} = 8,7 \text{ m}$) sowie ungeladene (π^0), die praktisch sofort zerfallen [4, Kap. 2.2] [14]. Diese π^0 und ihre schwierige Rekonstruktion bilden die Motivation für die Untersuchungen dieser Bachelorarbeit.

Die wichtigsten Zerfallsmodi des τ -Leptons sind [14] entnommen und in Tabelle 2.1 zusammengefasst⁵. Zusätzlich wird die Nomenklatur für hadronische Zerfälle aus [4] übernommen. Prong⁶ drückt die Anzahl der geladenen Pionen im Zerfall aus.

⁴Korrekt wäre **semileptonisch**, da beim Zerfall eines τ immer ein ν_τ entsteht.

⁵ausgehend von τ^- ; für ein τ^+ müssten die Ladungen konjugiert werden; aufgeführt werden die Fit-Werte der Particle Data Group falls vorhanden, sonst die Average-Werte; statistische und systematische Fehler wurden gemäß der Summe der Quadrate zusammengefasst. Xn bezieht sich bei 1-prong auf 2 oder mehr, bei 3-prong generell auf mehrere π^0 . Average, engl.: Durchschnitt

⁶engl.: Gabelung

Zerfallsmodus	Verzweigungsverhältnis / %	Nomenklatur
Leptonisch	$35,21 \pm 0,07$	
$e^- \bar{\nu}_e \nu_\tau$	$17,82 \pm 0,04$	
$\mu^- \bar{\nu}_\mu \nu_\tau$	$17,39 \pm 0,04$	
Einfach hadronisch	$46,61 \pm 0,16$	1-prong
$\pi^- \nu_\tau$	$10,82 \pm 0,05$	1p0n
$\pi^- \pi^0 \nu_\tau$	$25,49 \pm 0,09$	1p1n
$\pi^- 2\pi^0 \nu_\tau$	$9,26 \pm 0,10$	1pXn
$\pi^- 3\pi^0 \nu_\tau$	$1,04 \pm 0,07$	
Dreifach hadronisch	$13,93 \pm 0,07$	3-prong
$\pi^- \pi^+ \pi^- \nu_\tau$	$9,31 \pm 0,05$	3p0n
$\pi^- \pi^+ \pi^- \pi^0 \nu_\tau$	$4,62 \pm 0,05$	3pXn
Andere	$4,25 \pm 0,19$	

Tabelle 2.1: τ^- -Zerfallsmodi mit jeweiligem Verzweigungsverhältnis und Nomenklatur [4]
[14]

3 Experimenteller Aufbau

Die τ -Leptonen am LHC werden nicht primär erzeugt, sondern sind ihrerseits Zerfallsprodukte aus schweren Teilchen, z.B. dem Higgs-Boson. Für so schwere Teilchen werden Beschleuniger bzw. Speicherringe mit großer Schwerpunktsenergie wie der Large Hadron Collider (LHC) ($\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$) benötigt. Um den Zerfall und die Eigenschaften des schweren Higgs-Bosons im ATLAS⁷-Detektor untersuchen zu können, ist eine exakte Rekonstruktion der Zerfallsprodukte und ihrer Trajektorien notwendig [4, Kap. 1].

3.1 Large Hadron Collider (LHC)

Der LHC ist ein unterirdischer Teilchenbeschleuniger für Kollisionsexperimente mit Hadronen, bestehend aus zwei Ringen mit einer Gesamtlänge von 26,7 km (Abb. 3.1). Er ist Teil der Europäischen Organisation für Kernforschung (CERN). In den Ringen rotieren Teilchenpakete aus Protonen oder Blei-Nukleonen in entgegengesetzte Richtungen; sie teilen sich also nicht die gleiche Röhre, sondern werden getrennt beschleunigt. Die Teilchenstrahlen werden zu experimentellen Zwecken an vier sogenannten *interaction regions*⁸ (IRs) gekreuzt; an einer davon befindet sich der ATLAS-Detektor. Um die geladenen Teilchenpakete auf die Kreisbahn zu zwingen, werden starke Magnetfelder mit Spitzenwerten bis 8,33 T alleine schon für den 7 TeV-Betrieb benötigt. Da der Tunnel nicht genug Platz für zwei separate Vakuumsröhren bietet, wurden die zwei Beschleunigerringe durch supraleitende Twin-Bore⁹-Magnete realisiert [16, Kap. 1].

Das Ziel des LHC ist die Entdeckung von neuer Physik bei einer Schwerpunktsenergie von 13 TeV. Ursprünglich ist der LHC auf 14 TeV ausgelegt, doch die geplante Maximalenergie wurde zugunsten einer höheren Zahl von Teilchenkollisionen pro Paketkreuzung abgesenkt [17], d.h. er ist optimal für den Betrieb von Experimenten mit hoher Luminosität wie ATLAS: $\mathcal{L}_{ATLAS} = 10^{34} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$. Damit zur schnellen Datenanalyse eine große Anzahl von Ereignissen pro Zeit \dot{N}_E zur Verfügung steht, muss ein Beschleuniger bei gegebenem Wirkungsquerschnitt einer Teilchenreaktion σ_E eine möglichst hohe Luminosität \mathcal{L} besitzen:

$$\dot{N}_E = \sigma_E \cdot \mathcal{L}$$

\mathcal{L} wird u.a. auch durch die Frequenz der rotierenden Teilchenpakete bestimmt: An den IRs im LHC begegnen sich die Protonenpakete mit einer Frequenz von 40 MHz; der zeitliche Abstand zwischen ihnen beträgt also nur 25 ns [16, Kap. 2.1, 8.1].

⁷A Toroidal LHC Apparatus, engl.: Eine LHC-Toroidmaschine

⁸engl.: Interaktionsregionen

⁹engl.: Doppelbohrung

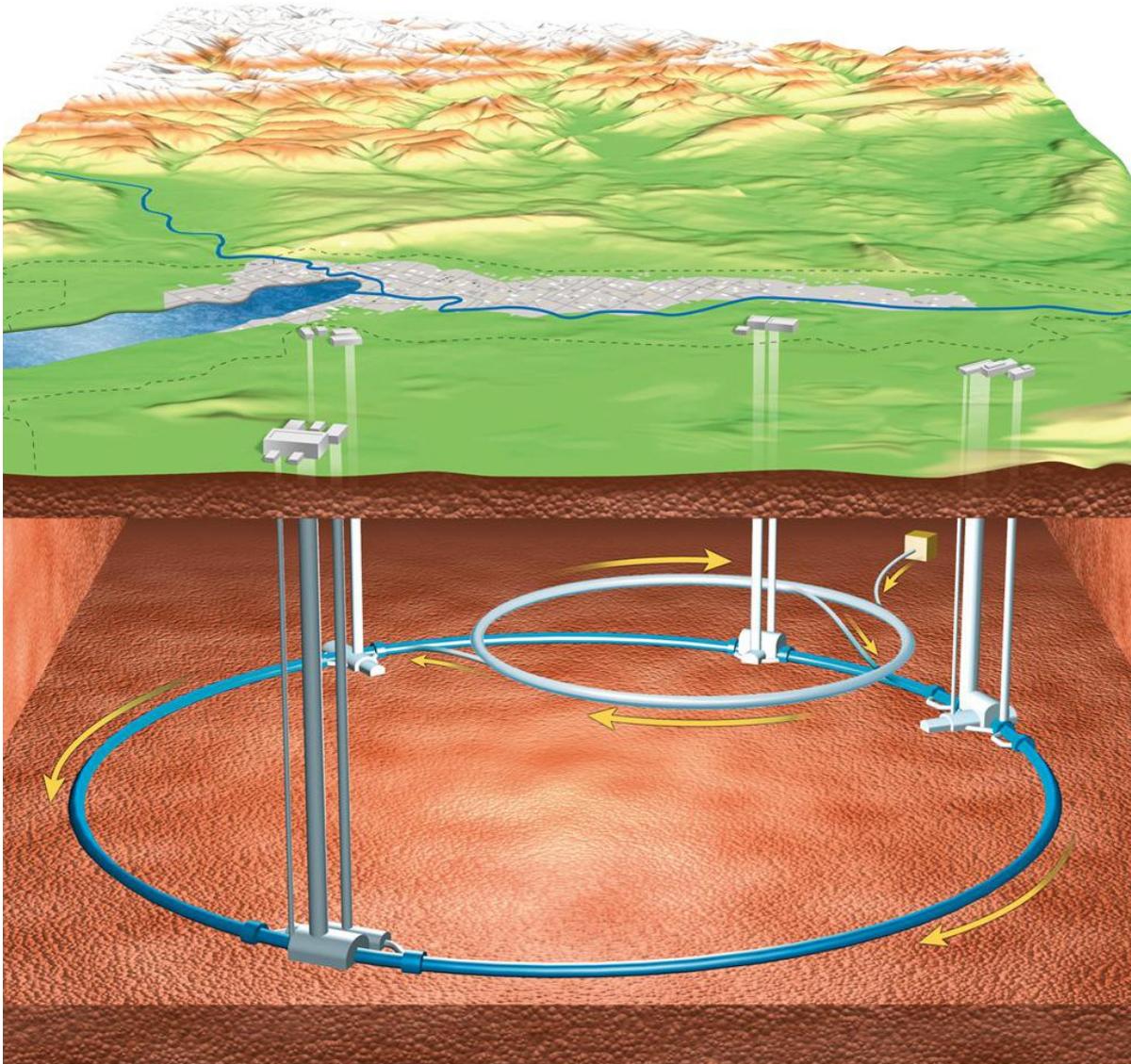


Abbildung 3.1: Geographische Lage des LHCs unter dem Genfer See; erkennbar sind die Experimente CMS, LHCb, ATLAS und ALICE (von vorne links mit dem Uhrzeigersinn) [15].

All diese technischen Bemühungen um eine hohe Kollisionsrate bedeuten aber nicht nur höhere Ausbeuten bei der Erzeugung schwerer Teilchen wie dem Higgs- oder Z^0 -Boson, sondern auch bei weichen QCD¹⁰-Reaktionen. Sie haben einen höheren Wirkungsquerschnitt, verteilen ihren Transversalimpuls (p_T) aber breiter in sogenannten QCD-Jets. Ein Jet ist ein Bündel mehrerer Teilchen, die aus einer gemeinsamen Kollision stammen. Erzeugt werden sie durch zusätzliche Proton-Proton-Reaktionen bei einer Paketkreuzung und heißen deshalb *in-time-pile-up*¹¹. Im Gegensatz zu *out-of-time-pile-up*, der störende Teilchenzerfälle durch die nachfolgende Paketkreuzung bezeichnet, ist *in-time-pile-up* der dominierende Beitrag der Beeinträchtigungen; deshalb wird er ab hier nur noch Pile-Up genannt. Durch den meist niedrigen Impuls kann er mit Schwellenwerten in E_T bei der Ereignisauswahl teilweise unterdrückt werden. Leider lassen sich Überschneidungen von QCD- und gewünschten Ereignissen nicht vermeiden, sodass die Rekonstruktion durch Pile-Up erschwert wird. Die Ereignisse werden unterschieden in erwünschte τ -Ereignisse (Signal) und unerwünschte Pile-Up-Ereignisse (Untergrund) [4, Kap. 3.1].

Die Teilchenpakete im LHC werden mit starken, supraleitenden Magneten auf der Kreisbahn gehalten. Nur mit widerstandsfreien, sehr kalten Supraleitern lassen sich die benötigten magnetischen Flussdichten erreichen. Im Falle des LHCs wird das Magnetsystem mit superfluidem Helium bis unter 2 K gekühlt. Das verbessert die Wärmeabfuhr um den Faktor 2 im Vergleich zu anderen großen Beschleunigern, die nur auf 4,2 K kühlen. Allerdings verschlechtert sich dadurch die Wärmekapazität der supraleitenden NbTi-Kabel um fast eine Größenordnung. In der Folge wächst das Risiko, durch schwankende Temperaturen einen *Quench*¹² auszulösen. Ein Quench ist der Übergang des widerstandsfreien Supraleiters in den normalleitenden Temperaturbereich ($T > T_C$). Dabei wird Wärme durch Ohm'sche Verluste lokal frei, was den Magnet beschädigen kann [18]. Umso wichtiger ist eine strenge Temperaturkontrolle. Das Twin-Bore-System der Magnete ist vorteilhaft für Zwecke der Kühlung und der Platzersparnis im Tunnel; durch das Duo an Röhren im Magnet sind diese allerdings nicht nur mechanisch, sondern auch magnetisch gekoppelt. Besonders die Struktur der Dipolmagnete wurde dadurch verkompliziert [16, Kap. 3.1]

Damit der LHC einen maximalen Strahlstrom aufrechterhalten kann, sollen die Teilchen möglichst ungestört auf ihrer Kreisbahn bleiben. Dies wird durch drei Systeme mit einer großen Anzahl von Vakuumpumpen ermöglicht: Für Magnete, die Isolierung der Heliumversorgung (QRL) und das Strahlrohr selbst stehen gesonderte Vakuumsysteme zur Verfügung; besonders Letztgenanntes muss gut evakuiert sein, um lange Strahllebensdauern zu gewährleisten. Die Systeme sind durch Vakuumventile in unterschiedlich lange Sektoren unterteilt: 214 m für Magnete, 428 m für QRL. Die Sektorengöße der Strahlvakua ist nicht konstant, sondern abhängig von der Position der Magnete [16, Kap. 5.1].

¹⁰QuantenChromoDynamik

¹¹engl.: Zeitgleiche Anhäufung

¹²engl.: Abschrecker

3.2 A Toroidal LHC Apparatus (ATLAS)

Um die technischen Möglichkeiten des LHCs ausschöpfen zu können, wird ein gleichwertiger Detektor benötigt. Die hohe Frequenz der Pakete, die beträchtlichen Strahlungsdosen, die Vielfalt der Teilchen und die enormen Energien erfordern fortschrittliche Standards für die Entwicklung.

Für die räumliche Orientierung im ATLAS-Detektor wird ein nicht-kartesisches Koordinatensystem verwendet. Ausgehend vom Kollisionspunkt der beiden Strahlen als Koordinatensprung zeigt die x -Achse zur Mitte des Beschleunigerrings, die y -Achse zur Erdoberfläche und die z -Achse in Strahlrichtung. Das ATLAS-eigene System besteht aus einer Abwandlung von sphärischen Koordinaten: Der Transversalimpuls p_T ist in der x - y -Ebene definiert und zeigt in Richtung des Azimutalwinkels ϕ . Der Polarwinkel θ wird umgerechnet in die Pseudorapidität $\eta = -\ln(\tan(\theta/2))$, um den relativistischen Geschwindigkeiten der Teilchen Rechnung zu tragen. Entsprechend werden Winkelabstände zwischen zwei Ereignissen mit $\Delta R = \sqrt{\Delta\eta^2 + \Delta\phi^2}$ angegeben.

Der ATLAS-Detektor wurde für eine Fülle von Untersuchungen gebaut; eine Auswahl soll kurz vorgestellt werden: Die hohe Luminosität erlaubt präzise Messungen zur Quantenchromodynamik, der elektroschwachen Wechselwirkung, Flavourphysik sowie die Suche nach dem Higgs-Boson, zerfallenden SUSY¹³-Teilchen und neuen, schweren Eichbosonen wie W' und Z' . Aus diesen Zielen lassen sich die technischen Anforderungen ableiten: Der Detektor erfordert schnelle und strahlenharte Elektronik und Sensoren, eine gute, räumliche Auflösung für einander überschneidende Ereignisse und eine fast vollständige Abdeckung des Raumwinkels ($\approx 4\pi$) [19, Kap. 1.1].

Der Detektor ist zylindrisch aufgebaut (Abb. 3.2): Im Zentrum befinden sich die Strahlrohre, die entlang der z -Achse zum Kollisionspunkt führen. Rundum liegt der *Innere Detektor* (ID), der aus einer großen Zahl an Tracking¹⁴-Detektoren und einem Solenoidmagnet¹⁵ besteht. Im Magnetfeld werden geladene Teilchen abgelenkt, sodass aus der Krümmung und der Geschwindigkeit die spezifische Ladung errechnet werden kann. Im kleinsten Radius (50,5 bis 122,5 mm) befinden sich die Pixeldetektoren, gefolgt von den SCTs (Semiconductor Tracker¹⁶; 299 bis 514 mm). Die SCTs und Pixel sind Halbleiterdetektoren und müssen im Gegensatz zum TRT-System (Transition Radiation Tracker¹⁷) auf -25°C gekühlt werden, um thermisches Signalrauschen nach Strahlenschäden niedrig zu halten. Die beiden Systeme bestehen aus Barrel¹⁸ (= Zylindermantel) und End-Cap¹⁹ (= Deckelung der Zylindergrundfläche). Allerdings decken sie nur $|\eta| < 2,5$ ab. Noch weiter außen (554 bis 1,082 mm) sitzen die TRTs: Mit vielen dünnen, gasgefüllten Röhren (4 mm Durchmesser und parallel zur z -Achse) kann zusätzlich ein Bereich bis $|\eta| < 2,0$ kontrolliert werden [19, Kap. 1.2, 4.1].

Der supraleitende Solenoidmagnet umschließt das Tracking-System. Er erzeugt ein 2 T star-

¹³SUPERSYMMETRIE

¹⁴engl.: Spurverfolgung

¹⁵Solenoid = Zylinderspule

¹⁶engl.: Silizium-Mikrostreifen-Tracker

¹⁷engl.: Übergangstrahlungstracker

¹⁸engl.: Fass

¹⁹engl.: Bodenverschluss

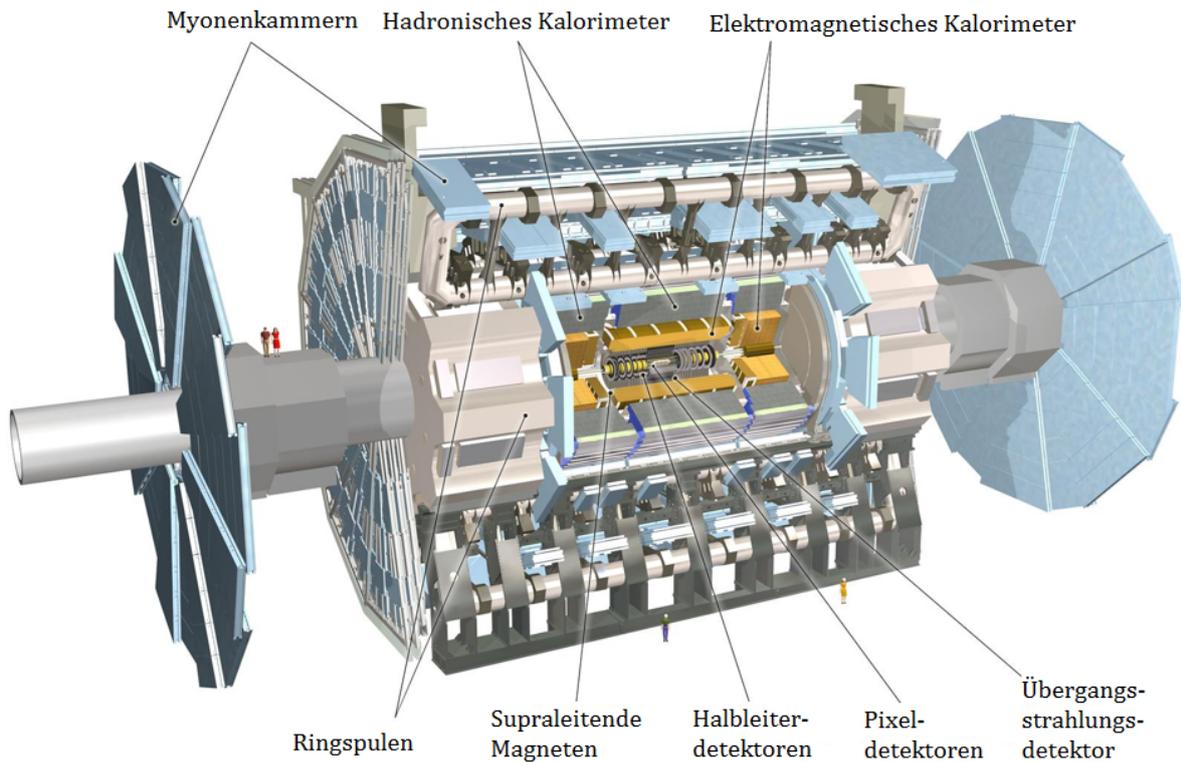


Abbildung 3.2: Seitenansicht des ATLAS-Detektors [20].

kes Feld, in dem eine magnetische Energie von 40 MJ gespeichert wird. Die Spule ist besonders dünn gebaut, damit ihr Material Teilchen nur schwach abbremst; außerdem kann sie sich so einen Vakuumsbehälter mit dem elektromagnetischen LAr-Kalorimeters teilen (**L**iquid-**A**rgon²⁰). Zusätzlich besitzt ATLAS einen Toroidmagnet²¹ ($|\eta| < 1,4$) und zwei End-Cap-Magnete ($1,6 < |\eta| < 2,7$); diese erzeugen ein 0,5 bis 1 T starkes Magnetfeld (1,1 GJ gespeicherte Energie) zur Ablenkung von Myonen [19, Kap. 2.1, 6.1].

Um den Soloidmagnet herum sind zuerst die elektromagnetischen (EM) und dann die hadronischen (HAD) Kalorimeter angeordnet ($|\eta| < 4,9$): Das EM-Kalorimeter besteht größtenteils aus LAr-Detektoren als Barrel und End-Cap. In diesen treffen die Teilchen auf ein Absorbermaterial aus Blei; erst dahinter befindet sich als aktives Medium das flüssige Argon, an welchem die Auslese-Elektronik (Trigger Tower²²) angeschlossen ist. Diese sogenannten *Strip Cells*²³ liegen in zwei Schichten (Layer 2 und 3) vor. Noch vor den Bleiabsorbern liegt eine sehr feingranulare Schicht (Layer 1; hohes Auflösungsvermögen in η), die sogenannte Strip Layer²⁴ (EM1). Photonen sind mit den Messdaten schwierig zu rekonstruieren, doch gerade sie sind besonders wichtig bei der Rekonstruktion von π^0 s. Die Strip Layer erfüllt durch ihre gute Auflösung eine wichtige Aufgabe, da sie durch ihre feine Lamellierung die Schauer

²⁰engl.: Flüssiges Argon

²¹Toroid = Ringkernspule

²²engl.: Triggermast

²³engl.: Streifenzellen

²⁴engl.: Streifenschicht

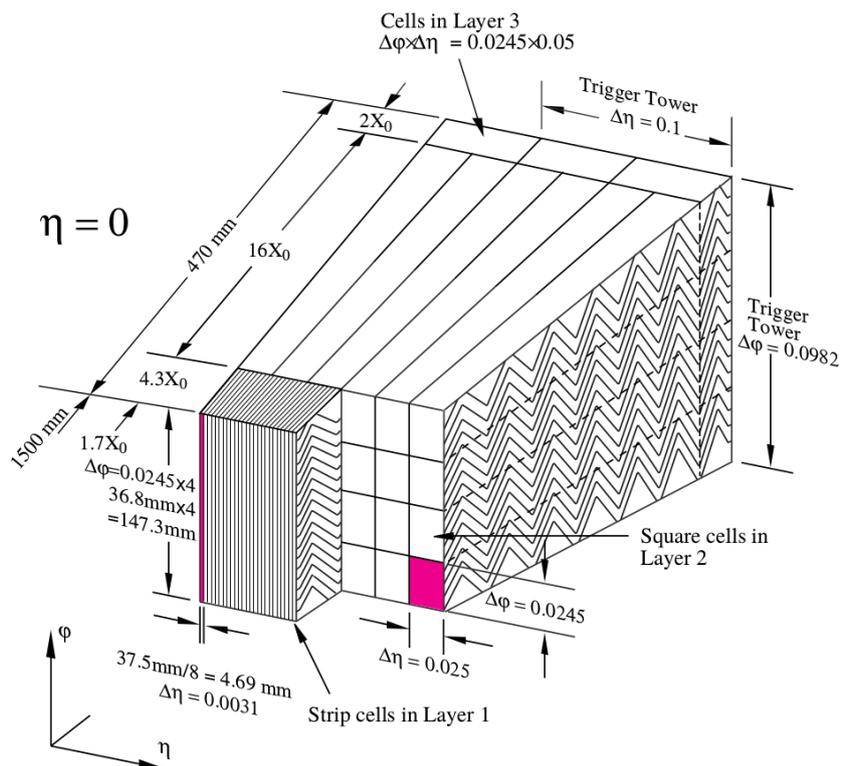


Abbildung 3.3: EM1- und LAr-Kalorimeter; Abstände in mm und Strahlungslängen X_0 [19, Kap. 5.2.1].

zweier Photonen aus $\pi^0 \rightarrow \gamma\gamma$ mit kleinem ΔR voneinander unterscheiden kann (Abb. 3.3). Ein Schauer ist die räumliche Gestalt der Energiedeposition eines Teilchens im Kalorimeter [19, Kap. 1.3, 5.1, 5.2.1, 10.4.2.2].

Das HAD-Kalorimeter besteht aus einem LAr-Kalorimeter als End-Cap und *Forward Calorimeter*²⁵ (= Kalorimeter in der x - y -Ebene, eng am Strahl und tief in z -Richtung, kurz: FCal) und einem Tile²⁶-Kalorimeter. Letzteres besteht aus Stahlplatten als Absorbermaterial mit dahinterliegenden Szintillatoren als aktives Medium; sie liegen vor als Barrel sowie als Extended²⁷ Barrel in z -Richtung davor und dahinter [19, Kap. 5.3.1.1].

EM- und HAD-Kalorimeter dienen aber nicht nur zur Detektion von Photonen, Elektronen und Hadronen, sondern auch als Durchschlagssicherung für die dahinterliegenden Myonenkammern: Myonen haben ein hohes Durchdringungsvermögen in Materie und sollen ihre Detektoren erreichen — alle anderen Teilchen aber nicht, um Strahlenschäden zu minimieren. Zur Myonendetektion werden Driftkammern verwendet, d.h. Stapel vieler Drahröhren. Eine solche Röhre besteht aus einem stabilen Rohr, in dessen Mitte sich ein $50\mu\text{m}$ dicker WRe-Draht unter Hochspannung ($U = 3080\text{ V}$) befindet. Das Ar/CO₂-Gasgemisch im Inneren steht unter einem Druck von 3 bar. Bei Einschlag eines Teilchens werden die Gasatome ionisiert und durch herausgeschlagene Elektronen eine messbare Elektronenlawine ausgelöst. Das Myonsystem besteht aus drei Detektorschichten als Barrel (Radien von 5,0 m, 7,5 m, 10,0 m) und vier als End-Cap ($|z| \approx 7,4\text{ m}, 10,8\text{ m}, 14,0\text{ m}, 21,5\text{ m}$).

²⁵engl: Vorwärtsgerichtetes Kalorimeter

²⁶engl.: Fliese

²⁷engl.: Erweitert

4 τ -Rekonstruktion

Die Daten der detektierten Kollisionen sollen ausgewertet und so die physikalischen Prozesse nachvollzogen werden; dafür ist eine akkurate Rekonstruktionssoftware nötig. Deren Algorithmen unterscheiden sich in eine lokale (Kap. 4.2, 4.3) und eine globale Rekonstruktion (Kap. 4.4). Testen lassen sich die Algorithmen mit simulierten Daten (Kap. 4.1).

4.1 Simulationen

Um die Güte der Rekonstruktionssoftware überprüfen und verbessern zu können, muss bekannt sein, ob ein Ereignis *korrekt* rekonstruiert wurde. Messdaten bieten diese Information leider nicht, sodass überprüfbare Zerfälle durch eine Simulation bereitgestellt werden müssen. Diese Simulation generiert zum einen Kollisionen, zum anderen ahmt es die Wechselwirkung der Teilchen mit dem Detektor nach. Im Falle der Trainingsdatensätze dieser Arbeit werden die Prozesse $\gamma \rightarrow \tau\tau$ (GammaTauTau) und $Z \rightarrow \tau\tau$ (ZTauTau) bereitgestellt (bestehend aus Signal und Untergrund). Der ZTauTau-Datensatz, mit dem in den Kapiteln 6 und 7 ausgewertet wird, enthält 19.986.000 Ereignisse insgesamt. Die vollständigen Dateinamen des GammaTauTau- und ZTauTau-Datensatzes sind:

```
mc16_13TeV:mc16_13TeV.425200.Pythia8EvtGen_A14NNPDF23LO_Gammatautau_
MassWeight.merge.AOD.e5468_s2997_r8903_r8906
```

```
mc16_13TeV:mc16_13TeV.361108.PowhegPythia8EvtGen_AZNLOCTEQ6L1_Ztautau.
merge.AOD.e3601_s2997_r8903_r8906
```

Die Güte der Software kann abgelesen werden aus der sogenannten Migrationsmatrix. Dort werden prozentual die generierten Zerfälle (*True Tau Decay Mode*) aufgetragen gegen die Rekonstruierten (*Reco Tau Decay Mode*). Ergibt die Summe der Einträge einer Spalte 100 %, spricht man zusätzlich von der Effizienzmatrix („Wie viel Prozent von True werden in Reco sortiert?“), bei einer Normierung der Zeilen hingegen von Reinheitsmatrix („Wie viel Prozent von Reco entsprechen ihrem tatsächlichen Zerfall, also True?“). In dieser Arbeit werden nur Effizienzmatrizen betrachtet [4, Kap. 3.3, 5.3.1]. In Abbildung 4.1 ist eine solche Migrationsmatrix zu sehen. Alle Bemühungen dieser Arbeit zielen darauf ab, die Einträge der Hauptdiagonalen zu maximieren und den Rest zu minimieren.

4.2 Lokale Rekonstruktion und Identifikation

Die Rekonstruktion eines hadronisch zerfallenen τ bedeutet eine Rekonstruktion der pionischen Produkte. Dafür werden Spuren im Tracking-System mit Clustern im EM-Kalorimeter

Reco Tau Decay Mode	True Tau Decay Mode				
	1p0n	1p1n	1pXn	3p0n	3pXn
3pXn	0.0	0.4	0.5	5.1	57.1
3p0n	0.1	0.1	0.0	92.7	38.5
1pXn	0.9	8.3	40.3	0.1	1.1
1p1n	16.7	80.1	57.1	1.1	3.2
1p0n	82.3	11.1	2.1	0.9	0.2

Diagonal: 74.2% Efficiency

Abbildung 4.1: PanTau-Migrationsmatrix als Ausgangspunkt der folgenden Untersuchungen.

identifiziert. Ein Cluster ist ein Verband von angesprochenen Detektorzellen mit gemessener Energiesignatur. Je eine Spur wird so einem Cluster zugeordnet (zu jedem Einschlag eines π^\pm gehört eine Bahn). Sofort können Flugbahn und Einschlagsort des Schwerpunktes des ursprünglichen τ berechnet werden. Diese Position im Kalorimeter bildet den Mittelpunkt für die sogenannte *Kern-* und *Isolationsregion*. Um τ -Jets von QCD-Jets unterscheiden zu können, wird ausgenutzt, dass die Zerfallsprodukte eines τ in kleinem Kreis um den Schwerpunkt liegen sollten ($\Delta R < 0,2$) — der Kernregion; zusätzlich wird im umliegenden Isolationsring ($0,2 \leq \Delta R < 0,4$) ein Ausbleiben von Teilcheneinschlägen erwartet. So können τ -Jets identifiziert werden. Aus der Anzahl dieser τ -Jet-Regionen folgt eine erste Klassifikation des Zerfallsmodus. Diese Klassifikation mittels Tracking und Kalorimeter ist sehr unanfällig für Pile-Up-Effekte, ganz im Gegensatz zu rein kalorimeterbasierter Rekonstruktion. Diese Prozesse und Berechnungen werden zusammengefasst *Seeding*²⁸ genannt.

Um den großen Anteil an QCD-Jets (Untergrund) von den erwünschten τ -Jets (Signal) zu unterscheiden, wird ein sogenannter Boosted Decision Tree (BDT; Kap. 5) bemüht, sodass mit der Vielzahl der Ereignisvariablen eine moderate Signal-Untergrund-Diskriminierung erreicht wird.

Für eine Rekonstruktion findet das sogenannte *Particle-Flow-Konzept*²⁹ Anwendung; dabei wird aus den Daten der einander zugeordneten Spuren und Cluster die Energiedeposition des entsprechenden Teilchens im Kalorimeter berechnet. Um die Identifikation neutraler Teil-

²⁸engl.: Säen, Impfen

²⁹engl.: Teilchen-Strom

chen zu erleichtern, wird der Energiebetrag in Gestalt des π^\pm -Schauers von den betroffenen Detektorzellen subtrahiert, d.h. es wird ein Cluster berechnet, in den nur neutrale Teilchen eingeschlagen sind. Dieses Particle-Flow-Konzept wird vom *Substructure*-Algorithmus angewendet und im Folgenden erklärt [4, Kap. 4.1-4.3] [21, Kap. 2, 3.1].

4.3 Substructure

Bei Substructure handelt es sich um eine Sammlung von Algorithmen, die das Particle-Flow-Konzept anwenden. In der ATLAS-Software befinden sich dafür zwei Implementierungen, namentlich `eFlowRec` und `CellBased`. Letzterer wird verwendet. Der Ablauf einer Teilchenrekonstruktion durch Substructure soll kurz an einem Cluster im EM2-Kalorimeter erläutert werden: `CellBased` nimmt in einem ersten Schritt eine Auswahl der Ereignisse vor. Einbezogen werden nur Jets mit transversaler Energie $E_T > 10 \text{ GeV}$, $|\eta| < 2,5$ und weniger als 6 Spuren. Dann wird das Particle-Flow-Konzept angewendet: Alle geladenen Teilchen im Cluster werden als π^\pm markiert. Die neutralen Teilchen werden als π^0 oder non- π^0 gekennzeichnet. Aus der Anzahl der Pionen kann jetzt der Zerfallsmodus berechnet werden. Mit Hilfe der Spuren und der Energie im Kalorimeter können außerdem die Viererimpulse der Pionen im Jet berechnet werden. Deren Summe ergibt den Viererimpuls des τ . Viererimpulse und Zerfallsmodus werden abschließend zusammen mit der Form der π^\pm -, π^0 - und non- π^0 -Cluster PanTau übergeben [4, Kap. 4.2, 4.4, 4.5.1, 4.6].

4.4 PanTau

Da bis zu diesem Punkt noch nicht alle Informationen zur Rekonstruktion herangezogen wurden, kann ein weiterer Auswertungsschritt nutzbringend sein. Im Falle des τ werden durch Substructure einzelne Teilchen nur aus Spuren im Detektor und der Gestalt ihrer Schauer im Kalorimeter rekonstruiert; dies kann aber für beliebige Zerfälle umgesetzt werden. Die einzige τ -spezifische Annahme liegt in Kern- und Isolationsregion. Zusätzlich kann die Kinematik der Zerfallsprodukte ausgenutzt werden, um den vorläufigen Zerfallsmodus von Substructure zu korrigieren [4, Kap. 5.1]. Kinematik beschreibt die zeitliche, geometrische Bewegung von Körpern, ohne Kräfte zu berücksichtigen [22, Kap. 2].

Im ersten Schritt trifft PanTau eine Auswahl unter den Ereignissen anhand der folgenden Kriterien:

- (1) Die Zerfallsprodukte müssen in der Kernregion liegen. Zerfälle im Isolationsring dienen nicht der Modus-Reklassifikation, werden aber behalten, um Pionen aus QCD-Jets ausschließen zu können.
- (2) Neutrale Ereignisse sollen nur beitragen, wenn sie Schwellenwerte in p_T und E_T überschreiten, um typischerweise weicheren Pile-Up zu unterdrücken (Kap. 3.1). Für p_T und E_T im Isolationsring sowie p_T von neutralen Teilchen in der Kernregion ist das 1 GeV. Die E_T -Schwellen sind $|\eta|$ -abhängig und in Tabelle 4.1 zu sehen.

$ \eta $ -Bereich	$ \eta \leq 0,8$	$0,8 < \eta \leq 1,4$	$1,4 < \eta \leq 1,5$	$1,5 < \eta \leq 1,9$	$1,9 < \eta $
E_T -Schwellen in GeV	2,1	2,5	2,6	2,4	1,9

Tabelle 4.1: E_T -Schwellen zur Pile-Up-Unterdrückung [4, Tab. 5.1].

Besonders eine Identifikation von neutralen Teilchen ist schwierig. Dies hat folgende Gründe:

- (1) Ein π^\pm kann im Zuge des Particle-Flow-Konzepts ungenau aus dem Cluster im Kalorimeter subtrahiert werden. Ist die Subtraktion unvollständig, können die Reste fälschlicherweise als π^0 markiert werden. Ist sie übermäßig, werden tatsächliche π^0 nicht erkannt.
- (2) π^0 mit niedrigem p_T oder E_T werden durch die Ereignisauswahl von PanTau gar nicht berücksichtigt.
- (3) Neutraler Pile-Up kann zufällig in einer τ -Kernregion gelandet sein und die Anzahl der π^0 s verfälschen.
- (4) Je höher die Transversalimpulse p_T der Pionen, desto stärker wird die Überlappung von Clustern im Kalorimeter. Diese Überlappung führt mit zunehmenden Impulsen zu einer Unterschätzung der π^0 -Anzahl.

PanTau soll diese Fehlannahmen korrigieren. Dies geschieht, indem ein ursprüngliches τ angenommen wird; durch Betrachtung der Kinematik der Zerfallsprodukte wird abgeschätzt, ob ein anderer Zerfallsmodus besser übereinstimmt als der Aktuelle aus Substructure. Die Anzahl der fälschlicherweise als π^0 (non- π^0) rekonstruierten Teilchen soll dadurch verringert werden, während die Anzahl der korrekt rekonstruierten π^0 (non- π^0) steigen soll.

Für Ereignisse, die von Substructure klassifiziert und von PanTau ausgewählt wurden, wird zur Vereinfachung die Notation $Rijk$ verwendet:

- (i) = Anzahl der π^\pm -PFOs³⁰, also der geladenen Pionen (denn jedes geladene PFO wird als π^\pm aufgefasst)
- (j) = Anzahl der als π^0 markierten Teilchen (π^0 -PFOs)
- (k) = Anzahl der restlichen, neutralen Teilchen (non- π^0 -PFOs)

Die Gesamtzahl der Teilchen in der Kernregion ist $i + j + k$, unterteilt in i Geladene und $j + k$ Ungeladene. Ein τ -Zerfallsmodus wird demnach ausreichend durch $Rijk$ beschrieben [4, Kap. 5.2].

Um eine Verbesserung zu erzielen, durchlaufen die Ereignisse gemäß Tabelle 4.2 jeweils eine von drei Fallunterscheidungen: 1p0n-vs-1p1n, 1p1n-vs-1pXn oder 3p0n-vs-3pXn. Für diese Zerfallsmodustests wird je ein BDT (Kap. 5) verwendet. In Ermangelung neutraler PFOs für kinematische Berechnungen bleiben R100 und R300 bei ihrer Klassifikation.

³⁰Particle-Flow-Object, engl.: Teilchen-Strom-Objekt

Ereignis	Test
R10X R110	1p0n-vs-1p1n
R11X R1XX	1p1n-vs-1pXn
R30X R3XX	3p0n-vs-3pXn

Tabelle 4.2: Sortierung der Ereignisse R_{ijk} in ihren Zerfallsmodustest [4, Kap. 5.3.2].

Durch die BDT-gestützte Reklassifikation erreicht PanTau eine Erhöhung der Ausbeute um **3,75 %** in der Migrationsmatrix. Diese Matrix soll der Ausgangspunkt für die Untersuchungen dieser Bachelorarbeit sein (Abb. 4.1). An ihr werden Verbesserungen oder Verschlechterungen bewertet. Ansätze zur Verbesserung von PanTau werden in Kapitel 5.5 von [4] gegeben, u.a. eine Anpassung der BDT-Konfigurationen der Tests oder eine Veränderung der E_T -Schwellen. Diese beiden Ansätze werden in den Kapiteln 6 und 7 untersucht.

5 Boosted Decision Tree

Ein Boosted Decision Tree³¹ ist ein Konzept zur Klassifikation von multivariaten Ereignissen. Bei einem multivariaten Ereignis handelt es sich um einen Satz vieler Variablen (und ihren Werten), die einer Klasse oder einem Wert zugeordnet werden sollen. Das wird anschaulich an folgendem Beispiel: Die Variablen eines τ -Leptonenzerfalls seien *Gesamtimpuls der Zerfallsprodukte*, *Anzahl der Zerfallsprodukte* usw. mit zugehörigen Werten. Ein Decision Tree soll diesem Ereignis, also diesem Satz von Variablen nun eine Klasse zuordnen: War dieser Zerfall tatsächlich ein τ (Signal) oder eine andere Teilchenreaktion (Untergrund).

Die Motivation, einen Decision Tree zu verwenden, liegt in der Größe der zu klassifizierenden Variablensätze: Eine graphische Analyse und die daraus resultierende Klassifikation ist für einen Menschen auf wenige Dimensionen begrenzt, d.h. es können nur wenige Variablen — meistens drei — zusammen ausgewertet werden. Eine maschinengestützte Analyse kann wesentlich mehr Variablen simultan auswerten und Ereignisse zuverlässiger klassifizieren. Decision Trees sind also multivariate Analysewerkzeuge [23].

Ein einzelner Decision Tree (Abb. 5.1) besteht oben aus der Root³². Durch einen zufällig generierten Schrittwert einer Variable wird eine ja/nein-Entscheidung getroffen („Ist der Wert der abgefragten Variable größer gleich oder kleiner als der Schrittwert?“). Das Ereignis wird dann über einen der Branches³³ weitergereicht an eine Node³⁴. Dort wird erneut anhand eines zufällig generierten Schrittwertes eine ja/nein-Entscheidung getroffen. Dies geschieht solange, bis das Ereignis ein Leaf³⁵, auch Leaf-Node genannt, erreicht. Dieser Aufbau eines Decision Trees erlaubt die Anpassung von Parametern, die im Folgenden beschrieben werden. Da für diese Bachelorarbeit ausschließlich die BDT-Implementation aus TMVA³⁶ gebraucht wurde, werden diese Parameter wie im TMVA Users Guide³⁷ [23] verwendet. Bei TMVA handelt es sich um ein Softwarepaket aus multivariaten Analysetechniken [23, Kap. 8.12], welches im Datenanalyse-Framework³⁸ ROOT enthalten ist [9].

Für Analysen wird eine große Anzahl (Parameter NTrees) an Decision Trees verwendet, die zusammen einen Decision Forest³⁹ bilden. Solange jeder der Decision Trees nur ein bisschen mehr als 50 % der Ereignisse korrekt klassifiziert, können viele dieser schwachen Entscheider zusammen einen starken Entscheider bilden. Bei einem solchen starken Entscheider (mit Ausbeuten von deutlich über 50 %) handelt es sich um einen sogenannten Boosted Decision

³¹engl.: Gesteigerter Entscheidungsbaum

³²engl.: Wurzel

³³engl.: Zweige

³⁴engl.: Knotenpunkt, Schnittstelle

³⁵engl.: Blatt

³⁶Toolkit for Multivariate Analysis, engl.: Werkzeugsatz für multivariate Analysen

³⁷engl.: TMVA-Handbuch

³⁸engl.: Rahmenstruktur

³⁹engl.: Entscheidungswald

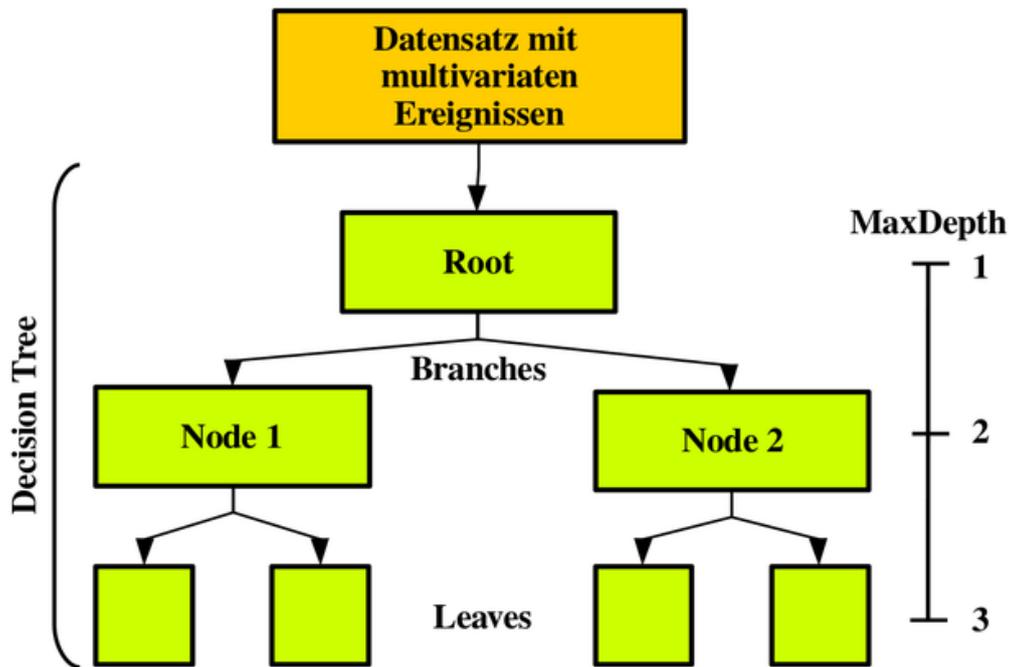


Abbildung 5.1: Schema eines Decision Trees: Die Ereignisse eines Datensatzes werden ausgehend von der Root über die Branches zu den Nodes weitergereicht, bis sie in Leaf-Nodes einsortiert wurden.

Tree (BDT). Um eine über 50 %-ige Ausbeute unter den zufällig generierten Decision Trees zu gewährleisten, werden alle schlechteren Decision Trees entfernt.

Das Boosting, also der Prozess, in dessen Verlauf der starke Entscheider gebildet wird, findet in zwei Schritten statt und benötigt einen Trainingsdatensatz (Kap. 4.1):

Trainieren Ist die maximale Tiefe (Parameter `MaxDepth`) des Decision Trees noch nicht erreicht, wird jedes bisherige Leaf (bzw. Root) seinerseits zu einer Node, sodass dem Decision Tree eine neue Generation an ja/nein-Entscheidungen wächst. Diese gewachsenen Decision Trees werden nun von den Ereignissen des Trainingsdatensatzes durchlaufen.

Gewichten Nach jedem Durchlauf wird dem Ereignis eine Klasse zugeordnet; dies ist das Resultat des aktuellen Decision Trees. Um diese Klassifikation beurteilen zu können, muss sie mit der tatsächlichen Klasse verglichen werden. An diesem Punkt wird beim Boosting zwischen zwei Typen (Parameter `BoostType`) unterschieden. Es gibt mehr als zwei Typen, allerdings stehen bei TMVA nur die beiden Folgenden zur Auswahl: Für den *Adaptive Boost*⁴⁰ (AdaBoost) gilt: Je ungenauer die Einordnung des Ereignisses durch den Decision Tree im Vergleich zur richtigen Klasse ist, desto höher wird dieses Ereignis gewichtet. Das bedeutet, dass mehr Decision Trees dieses Ereignis künftig entscheiden werden, sodass dessen Klassifikation an Sicherheit gewinnt. Beim *Gradi-*

⁴⁰engl.: Lernfähiger Steigerer

*ent Boost*⁴¹ (GradBoost) hingegen wird der Decision Tree verstanden als eine additive Näherung einer Anpassungsfunktion. Jede Iteration und damit jede zusätzliche Node kommt der korrekten Klasse näher wie eine Anpassungsfunktion ihren Stützstellen. In diesem Zusammenhang sei der Schätzer h (entspricht der Gewichtung in AdaBoost) die oberste Generation des Decision Trees, während die aktuelle Anpassungsfunktion A_{n-1} dem Decision Tree nach der $(n - 1)$ -ten Iteration entspreche:

$$A_n = A_{n-1} + c \cdot h$$

Bei c handelt es sich um den Parameter *Shrinkage*⁴²; er gewichtet die kommende Generation von ja/nein-Entscheidungen und kann als Lernrate des Decision Trees gesehen werden. Empirisch bieten sich kleine Lernraten an; dabei wächst zwar der Rechenaufwand, weil mehr Iterationen benötigt werden, aber das Risiko von *Overtraining*⁴³ (siehe unten) wird reduziert [24, S.365]. Im Rahmen dieser Bachelorarbeit findet ausschließlich der BoostType GradBoost Anwendung [25] [24].

Nachdem ein Decision Forest herangezogen wurde, gibt es die Option, statistisch insignifikante Decision Trees um eine oder mehrere Entscheidungen (Branches) zurückzuschneiden (sogenanntes *Pruning*⁴⁴). Dadurch tragen nur Decision Trees mit statistischer Sicherheit oberhalb eines Grenzwertes bei. Da das Konzept des BDTs aber mit schwachen Entscheidern als Grundlage arbeitet, wird *Pruning* in Kombination mit *Boosting* als obsolet erachtet [26]. Es wird hier aber erwähnt, weil es laut [27, S. 17] *Overtraining* hemmt und somit Verbesserungen über diese Bachelorarbeit hinaus in Aussicht stellt (Kap. 8).

Die relative Minimalgröße der Leaves kann mit dem Parameter *MinNodeSize* festgelegt werden. Relativ meint hier das Verhältnis von Anzahl der einsortierten Ereignisse und Anzahl der Ereignisse im gesamten Datensatz. Mit *MinNodeSize* werden zu kleine Leaves (= unterbesetzte Klassen) nicht zugelassen. Für *MinNodeSize* $\gtrsim 1\%$ spricht man von einer Klassifikation, bei Werten im Promillebereich ist die Rede von Regression. Die BDTs in dieser Bachelorarbeit unterscheiden jedoch weder Signal/Untergrund, noch die τ -Zerfallsmodi *direkt* durch einen BDT, der klassifiziert/regressiert. Die BDTs dienen bei beliebiger *MinNodeSize* zur Berechnung eines *BDT-Scores*⁴⁵ (auch BDT-Response genannt; siehe unten), anhand *dessen* erst eine Klassifikation in Signal/Untergrund bzw. die τ -Zerfallsmodi stattfindet. Deshalb dürfen Werte im Regressionsbereich von *MinNodeSize* auch zur Berechnung eines BDTs zur Zerfallsklassifikation benutzt werden. Die beiden Schritte werden solange wiederholt, bis weitere Iterationen keine statistische Verbesserung mehr erzielen.

Wurde ein Datensatz mit N Ereignissen durch einen BDT analysiert, können diese klassifizierten Ereignisse in einem Histogramm, der sogenannten *BDT-Verteilung*, graphisch dargestellt werden (Beispiel in Abb. 5.2a). Jedem Ereignis wurde dabei ein Score zugeordnet, also ein Wert zwischen -1 und 1 . Je niedriger dieser Score, desto eher ist ein Ereignis Untergrund.

⁴¹engl.: Gradientsteigerer

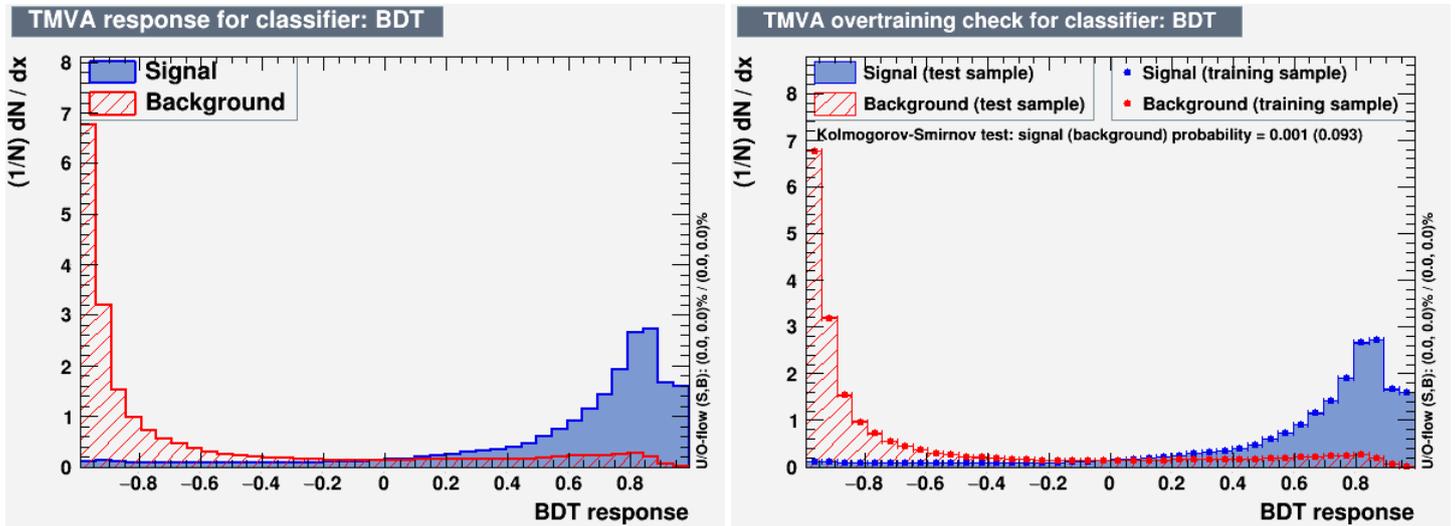
⁴²engl.: Schwund, Minderung

⁴³engl.: Übertraining

⁴⁴engl.: Stutzen, Zurückschneiden

⁴⁵engl.: BDT-Beurteilungswert

Auf der Ordinate ist der Score (x bzw. *BDT response*) eingetragen, auf der Abszisse die Anzahl der zugehörigen Ereignisse (dN/dx), normiert auf die Gesamtzahl ($1/N$) [28, S. 3] [23, Kap. 9.1]. In dieser Verteilung erscheinen sowohl Signal, als auch Untergrund. Als *CutValue* soll nun der Wert bestimmt werden, bei dem möglichst wenige der Signalereignisse, aber möglichst viele der Untergrundereignisse abgeschnitten werden. Die Anzahl der verwendeten Stützstellen für diese Berechnung kann mit dem Parameter *nCuts* festgelegt werden [26].



(a) Beispiel einer BDT-Verteilung.

(b) Beispiel eines Digramms zur Overtraining-Überprüfung.

Abbildung 5.2: Beispieldiagramme für Overtraining-Kurve und BDT-Verteilung bei nominalen E_T -Schwellen und der Default-Konfiguration des BDTs.

Ein Nachteil von BDTs ist ihre Anfälligkeit für sogenanntes Overtraining, d.h. ein Decision Forest passt seine Analyse so stark an, dass er aufgrund der statistischen Fluktuationen im Datensatz auswertet. Die Ausbeute des BDTs wird dabei für den Trainingsdatensatz sehr hoch, für alle anderen Datensätze mit anderen statistischen Ausreißern aber niedriger. Um dies zu vermeiden, sollte zusätzlich zum Trainingsdatensatz ein Evaluationsdatensatz zur Verfügung stehen. Overtraining kann ausgeschlossen werden, wenn Training und Evaluation gleiche Ausbeuten ergeben [27]. Beim BDT-Training von TMVA wird eine solche Überprüfung bereits intern ermöglicht, indem der Trainingsdatensatz gespalten wird in einen Trainingsunterdatensatz und einen Evaluationsunterdatensatz (sogenanntes Bagging⁴⁶; Parameter *UseBaggedBoost*). Die prozentuale Größe dieses Trainingsunterdatensatzes kann mit dem Parameter *BaggedSampleFraction* festgelegt werden. Im sogenannten *Kolmogorov-Smirnov-Test* (oder auch Overtraining-Kurve) können Trainings- und Evaluationsunterdatensatz miteinander verglichen werden. Ein Beispiel ist in Abbildung 5.2b gegeben. Auch hier ist der BDT-Response auf der Ordinate gegen die normierte Zahl der Ereignisse auf der Abszisse aufgetragen (dN/dx in $1/N$). In dieses Histogramm werden die Ereignisse aus Trainingsunterdatensatz (Punkte, *training sample*) und Evaluationsunterdatensatz (Balken, *test sample*)

⁴⁶engl.: Einsacken

eingetragen. Stimmen die Histogramme überein, kann Overtraining ausgeschlossen werden. Der Trainingsunterdatensatz hat sich dann nicht übermäßig angepasst.

Durch die Spaltung des Datensatzes erzeugt das BDT-Training nicht nur CutValues, Overtraining-Kurven und BDT-Verteilungen, sondern auch die sogenannten *ROC-Kurven*⁴⁷. In diesen Diagrammen ist die Signaleffizienz in Prozent gegen die Untergrundunterdrückung in Prozent aufgetragen. Die Fläche unter dieser Kurve illustriert die Güte eines Decision Forests. Je besser das BDT-Training, desto länger bleibt die Untergrundunterdrückung auch bei steigender Signaleffizienz beständig. Diese Kurven geben in Kapitel 7.3 Aufschluss über die Qualität einer Parameterkonfiguration [27].

Nach dem Training des BDTs werden die verwendeten Variablen nach ihrer Diskriminierungsleistung sortiert (sogenanntes *BDT-Ranking*⁴⁸). Dies ist wichtig, um überprüfen zu können, dass die resultierende Separation der Zerfallsmodi anhand physikalisch sinnvoller Variablen geschieht [4, Kap. 5.3.3].

Bagging stabilisiert den Decision Forest statistisch, Boosting hingegen erhöht zusätzlich dessen Ausbeute [23, S. 58].

In Tabelle 5.1 sind die vorgestellten Parameter zusammengefasst und der zugehörige, empfohlene Wertebereich aufgeführt.

⁴⁷Receiver-Operating-Characteristic, engl.: Beobachterkennlinie

⁴⁸engl.: Rangordnung

TMVA-Parameter	Erklärung	Empfohlener Wertebereich
NTrees	Anzahl der Decision Trees	abhängig von der Anzahl der Variablen im Datensatz
MinNodeSize	Minimale, relative Größe der Leaf-Nodes	$\geq 1\%$ (Klassifikation) bzw. $\geq 0,01\%$ (Regression)
BoostType	Zum Boosting verwendeter Algorithmustyp	-
Shrinkage	Lernrate des Decision Trees bei GradBoost	$< 0,1$
UseBaggedBoost	Optionale Verwendung von Bagging	-
BaggedSampleFraction	Relative Größe des Trainingsunterdatensatzes	$\approx 0,5$
nCuts	Verwendete Anzahl der Stützstellen zur CutValue-Bestimmung	$\sim 10^1$ bis 10^2
MaxDepth	Maximale Größe des Decision Trees	6 bis 8

Tabelle 5.1: BDT-Parameter aus TMVA mit zugehörigem Wertebereich (falls vorhanden) [23] [24, S. 363, 365].

6 Senkung der E_T -Schwellen für neutrale PFOs

6.1 Motivation

Wie in Kapitel 4.4 beschrieben, trifft PanTau eine Auswahl der Ereignisse mit η -abhängigen E_T -Schwellen. Dies dient der Pile-Up-Unterdrückung. Werden diese Schwellen hoch gewählt, wird weniger Pile-Up in die Zerfallsmodustests gelassen, aber auch mehr π^0 s mit niedrigem Impuls beseitigt. Wählt man niedrige Schwellen, kommt mehr Pile-Up, aber auch mehr π^0 durch. Einzelne π^0 s haben eine große Auswirkung auf die Rekonstruktion des Zerfallsmodus. Dies sieht man besonders an den 57,1 % der als 1p1n-fehlklassifizierten 1pXn (True = 1pXn, Reco = 1p1n) in Abbildung 6.1 (bzw. Abb. A.1a). Das Ziel ist es also, die E_T -Schwellen so weit zu senken, dass einige π^0 durch die Auswahl von PanTau kommen, ohne dass sich gleichzeitig die Effizienz der Migrationsmatrix durch Pile-Up verringert.

6.2 Arbeitsprozess

Um Untersuchungen mit veränderten E_T -Schwellen durchzuführen, genügt es nicht, diese Werte im Code anzupassen. Die drei Zerfallmodustests sind BDTs und somit nur für die nominellen Werte trainiert. Zusätzlich muss also ein BDT-Training für jede der drei neuen Schwellen (0,5 GeV, 1,0 GeV und 1,5 GeV unter Nominal; Tab. 4.1) und die drei Zerfallmodustests stattfinden. Um auch ohne Migrationsmatrizen schon vergleichen zu können, wird PanTau zusätzlich mit nominellen E_T -Schwellen mit demselben GammaTauTau-Datensatz trainiert. Die ROC-Kurven dieses Trainings mit vier unterschiedlichen E_T -Schwellen (Nominal und 0,5 GeV, 1,0 GeV, 1,5 GeV unter Nominal) sind nach den drei Zerfallmodustests sortiert in Anhang A.1.2 zu finden.

Das BDT-Training mit dem GammaTauTau-Datensatz liefert die neuen CutValues für den PanTau-Code (Anhang A.3). Erst jetzt ist der Code auf die veränderten E_T -Schwellen angepasst und die Migrationsmatrizen können erzeugt werden. Um unbeabsichtigt hohe Ausbeuten durch Overtraining ausschließen zu können, wird für die Auswertung des angepassten PanTau-Codes der ZTauTau-Datensatz verwendet.

Zur Berechnung der relativen Fehler der Einträge in den Migrationsmatrizen wird die Anzahl der klassifizierten Ereignisse N benötigt. Dafür wird der Code von LOKI, also dem Auswertungsprogramm auf Basis des ROOT-Frameworks, angepasst [8] [9]. Anstelle der prozentualen Anteile werden absolute Zahlen ausgegeben. Mit dem statistischen Fehler \sqrt{N} einer Probe der Größe N können absoluter und relativer Fehler berechnet werden (Tab. 6.1)

Heatmap showing the PanTau-Migrationsmatrix. The y-axis represents the Reco Tau Decay Mode and the x-axis represents the True Tau Decay Mode. The diagonal efficiency is 74.2%.

Reco Tau Decay Mode	1p0n	1p1n	1pXn	3p0n	3pXn
3pXn	0.0	0.4	0.5	5.1	57.1
3p0n	0.1	0.1	0.0	92.7	38.5
1pXn	0.9	8.3	40.3	0.1	1.1
1p1n	16.7	80.1	57.1	1.1	3.2
1p0n	82.3	11.1	2.1	0.9	0.2

Diagonal: 74.2% Efficiency

Abbildung 6.1: PanTau-Migrationsmatrix mit der Default-BDT-Konfiguration und nominalen E_T -Schwellen als Ausgangspunkt der folgenden Untersuchungen.

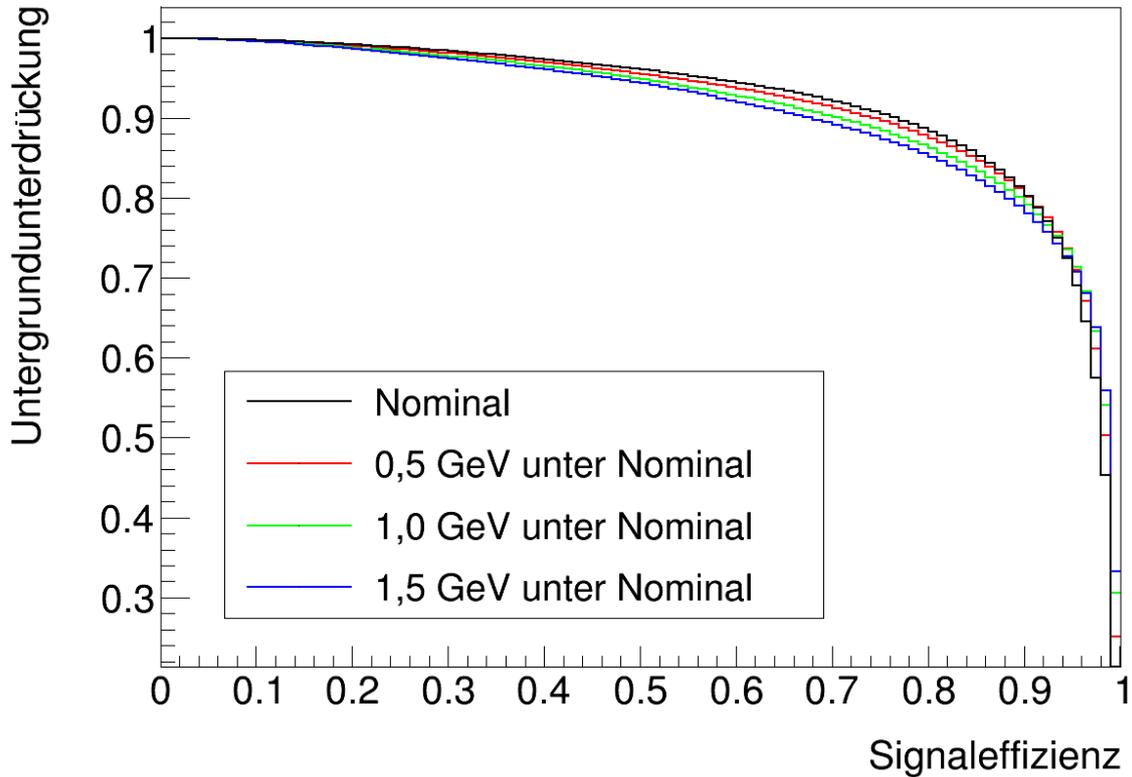


Abbildung 6.2: ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest **1p0n-vs-1p1n** eines GammaTauTau-Datensatzes mit der **Default**-Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

6.3 Ergebnisse

In den ROC-Kurven (Anhang A.1.2) von 1p1n-vs-1pXn und 3p0n-vs-3pXn (Abb. A.3 und A.4) sind kaum Unterschiede zwischen den unterschiedlichen E_T -Schwellen zu sehen. Die neuen Werte scheinen in diesen beiden Fällen kaum Auswirkung auf die Diskriminierungsleistung der BDTs zu haben.

Im Zerfallsmodustest 1p0n-vs-1p1n hingegen werden die ROC-Kurven in Abbildung 6.2 (bzw. Abb. A.2) mit sinkenden E_T -Schwellen deutlich schlechter. Sollte es eine Verminderung der Ausbeute von korrekt rekonstruierten 1p0n (True, Reco = 1p0n) geben, könnte der 1p0n-vs-1p1n-Test ein Grund dafür sein. Ein solcher Rückgang ist in den Migrationsmatrizen in Anhang A.1.1 oder in Tabelle 6.1 zu sehen. Tatsächlich wurde mit gesenkten E_T -Schwellen eine niedrigere Gesamteffizienz erreicht als vorher. Die einzige Verbesserung (auf Kosten der Gesamteffizienz) findet im Fall True = 1p1n statt. Dieses Ergebnis enttäuscht die Erwartung, durch niedrigere E_T -Schwellen mehr neutrale PFOs für PanTau zur Verfügung zu stellen und dadurch eine Verbesserung der Migrationsmatrix zu erzielen. Auch durch statistische Schwankungen in den Ereignissen lassen sich diese Differenzen nicht erklären, da die Fehler zwei Größenordnungen unterhalb ihrer Werte liegen.

In Anhang A.1.3 sind die BDT-Verteilungen der drei Zerfallsmodustests bei den unterschiedlichen E_T -Schwellen zu sehen. Bei den BDTs 1p0n-vs-1p1n und 3p0n-vs-3pXn (Abb. A.5 und A.7) sieht man eine deutliche Trennung von Signal und Untergrund im BDT-Response. Mit fallenden E_T -Schwellen sinken die Gipfel der Verteilungen und verbreitern sich, sodass mehr Ereignisse von Signal und Untergrund übereinander liegen. Da sich im Wertebereich um 0 herum aber nur wenig Ereignisse befinden, kann dieser Effekt vernachlässigt werden, weil er kaum Auswirkungen auf die CutValues und somit auf die entsprechenden BDTs hat.

Im Gegensatz dazu liegen bei 1p1n-vs-1pXn mit nominellen E_T -Schwellen (Abb. A.6) die beiden Verteilungen viel näher beieinander. Gerade im Bereich von 0 sind sie sehr ähnlich. Bei größerem BDT-Response fällt die Zahl von Untergrund-Ereignissen annähernd linear ab. Mit tieferen E_T -Schwellen waschen die Verteilungen nicht nur aus und werden niedriger wie bei den anderen beiden Fällen, sondern sie bilden scharfe Höhepunkte bei $\pm 0,6$ (Untergrund im Besonderen). Gerade beim Zerfallsmodustest 1p1n-vs-1pXn verschlechtert sich die CutValue-Bestimmung beträchtlich, da im Gegensatz zu den anderen beiden BDTs schon eine kleine Veränderung viele Ereignisse beeinflusst.

	Nominal	0,5 GeV u.N.	1,0 GeV u.N.	1,5 GeV u.N.	Trend
1p0n	(82,3 ± 0,1) % 654.575 ± 809	(81,1 ± 0,1) % 645.098 ± 803	(80,8 ± 0,1) % 642.656 ± 802	(79,9 ± 0,1) % 635.201 ± 797	↗
1p1n	(80,1 ± 0,1) % 1.413.318 ± 1.189	(82,2 ± 0,1) % 1.448.159 ± 1.203	(81,8 ± 0,1) % 1.442.583 ± 1.201	(82,2 ± 0,1) % 1.448.021 ± 1.203	↗
1pXn	(40,3 ± 0,2) % 286.574 ± 535	(33,9 ± 0,2) % 240.952 ± 491	(35,1 ± 0,2) % 248.987 ± 499	(35,4 ± 0,2) % 251.362 ± 501	↗
3p0n	(92,7 ± 0,1) % 548.282 ± 740	(91,3 ± 0,1) % 530.575 ± 728	(90,8 ± 0,1) % 527.393 ± 726	(90,7 ± 0,1) % 527.138 ± 726	↗
3pXn	(57,1 ± 0,3) % 123.434 ± 351	(51,1 ± 0,3) % 109.065 ± 330	(52,5 ± 0,3) % 111.882 ± 334	(52,6 ± 0,3) % 112.263 ± 335	↗
Gesamt- effizienz	74,2 %	73,2 %	73,2 %	73,2 %	↗

Tabelle 6.1: Gesamteffizienz in Prozent sowie Effizienzen und Anzahl der Ereignisse in den Einträgen der Hauptdiagonalelemente (True = Reco) der Migrationsmatrizen bei unterschiedlichen E_T -Schwellen aus dem ZTauTau-Datensatz in relativen und absoluten Zahlen mit statistischen Fehlern (u.N. = unter Nominal). Der Trend zeigt die Richtung der Veränderung von Nominal an.

7 Anpassung der BDT-Parameter

7.1 Motivation

Ein BDT ist durch das Boosting darauf programmiert, seine statistische Sicherheit durch Auswahl der einzelnen Decision Trees zu erhöhen. Diese Selbstverbesserung findet allerdings nur im Rahmen der Möglichkeiten statt, die die BDT-Parameter zulassen. Um die Gesamteffizienz der Migrationsmatrix zu vergrößern, sollen einige neue Konfigurationen ausprobiert werden (Anhang A.2.1).

7.2 Arbeitsprozess

Als Ansatz werden die Konfigurationen aus [29] verwendet. Ausgehend von diesen Parametern werden NTrees, MaxDepth und Shrinkage variiert (variable Werte sind durch _____ kenntlich gemacht):

```
#ansatz-konfiguration
bdtargs.setdefault("H", False)
bdtargs.setdefault("V", False)
bdtargs.setdefault("NTrees", _____)
bdtargs.setdefault("MinNodeSize", "0.1%")
bdtargs.setdefault("BoostType", "Grad")
bdtargs.setdefault("Shrinkage", _____)
bdtargs.setdefault("UseBaggedBoost", True)
bdtargs.setdefault("BaggedSampleFraction", 0.6)
bdtargs.setdefault("nCuts", 200)
bdtargs.setdefault("MaxDepth", _____)
bdtargs.setdefault("NegWeightTreatment", "IgnoreNegWeightsInTraining")
```

An Stelle von _____ werden die folgenden Parameter-Tripel ausprobiert:

```
NTrees: 200, MaxDepth: 6, Shrinkage: 0.10
NTrees: 200, MaxDepth: 8, Shrinkage: 0.05
NTrees: 200, MaxDepth: 8, Shrinkage: 0.10
NTrees: 400, MaxDepth: 8, Shrinkage: 0.05
NTrees: 400, MaxDepth: 8, Shrinkage: 0.10
NTrees: 600, MaxDepth: 6, Shrinkage: 0.05
NTrees: 1000, MaxDepth: 4, Shrinkage: 0.10
```

Um nicht für jede Konfiguration eine Migrationsmatrix anfertigen zu müssen, wurden die ROC-Kurven dieser sieben Konfigurationen in allen drei Zerfallsmodustests mit der voreingestellten Konfiguration verglichen (im Folgenden „Default“ genannt). Es ergibt sich also pro Test ein Diagramm mit $7 + 1$ ROC-Kurven (Abb. A.10, A.11 und A.12). Diese ROC-Kurven wurden aus dem BDT-Training des GammaTauTau-Datensatzes erzeugt. Aus den ROC-Kurven kann auch die beste Konfiguration abgelesen werden. Deren CutValues werden anschließend in den PanTau-Code implementiert. Die drei BDTs der Zerfallsmodustests wurden also verändert, die E_T -Schwellen sind in dieser Untersuchung aber nominell. Mit dem veränderten PanTau-Code wird dann der ZTauTau-Datensatz ausgewertet. Wie in Kapitel 6.2 soll bei der Erzeugung einer Migrationsmatrix Overtraining ausgeschlossen werden. Zusätzlich werden also Diagramme zur Überprüfung auf Overtraining produziert, in denen Trainings- und Evaluationsunterdatensatz aus GammaTauTau miteinander verglichen werden können (Anhang A.2.4).

Die ROC-Kurven der neuen Konfigurationen (Abb. A.10, A.11 und A.12) zeigen fast keine Diskrepanzen untereinander und können in den Diagrammen kaum einzeln erkannt werden, weil sie übereinander liegen; der Unterschied zur Default-Konfiguration ist allerdings bei 1-prong deutlich, bei 3-prong enorm (Abb. 7.1, 1-prong in Anhang A.2.3). Da die Abweichung der neuen Konfigurationen von Default trotz breiter Variation der Parameter so groß ist, müssen die restlichen Parameter ausschlaggebend sein und werden miteinander verglichen. Stellvertretend für die Ansatz-Konfigurationen wird das Parameter-Tripel (NTrees: 400, MaxDepth: 8, Shrinkage: 0.05) gewählt (im Folgenden „Bestfall“ oder pinke ROC-Kurve genannt), da es die besten Resultate in den ROC-Diagrammen erzielt. Die expliziten BDT-Konfigurationen sind in Anhang A.2.1 aufgeführt, die expliziten CutValues in Anhang A.3. Der Vergleich ergibt, dass nCuts, MinNodeSize und BaggedSampleFraction die übrigen Parameter sind. Von letzterem wird keine Erhöhung der Effizienz erwartet, da es nur die relativen Größen der Unterdatensätze bestimmt, nicht aber das BDT-Training selbst. Deshalb wird der Parameter im Folgenden vernachlässigt. Durch Auprobieren von Konfigurationen mit den beiden Parametern nCuts und MinNodeSize soll die Lücke zwischen Default und pinker ROC-Kurve erklärt werden. Außerdem entsteht eventuell eine noch bessere ROC-Kurve. Die Diagramme mit den neuen Parametern nCuts und MinNodeSize sind in Abbildung A.13, A.14 und A.15 zu sehen.

Für die nächsten BDTs wird also die Konfiguration des Bestfalls als Ausgangspunkt gewählt (Anhang A.2.1b): NTrees: 400, MaxDepth: 8, Shrinkage: 0.05. Ausprobiert werden folgende Parameter-Paare:

```
MinNodeSize: 0.01, nCuts: 50
MinNodeSize: 0.05, nCuts: 50
MinNodeSize: 0.05, nCuts: 300
MinNodeSize: 1.00, nCuts: 400
MinNodeSize: 1.00, nCuts: 50
MinNodeSize: 1.00, nCuts: 300
```

Die ROC-Kurven der BDTs mit diesen Konfigurationen werden zum Vergleich mit Default und der pinken Kurve für jeden der drei Zerfallmodustests in einem Diagramm dargestellt (3-prong in Abb. 7.2, 1-prong in Anhang A.2.3).

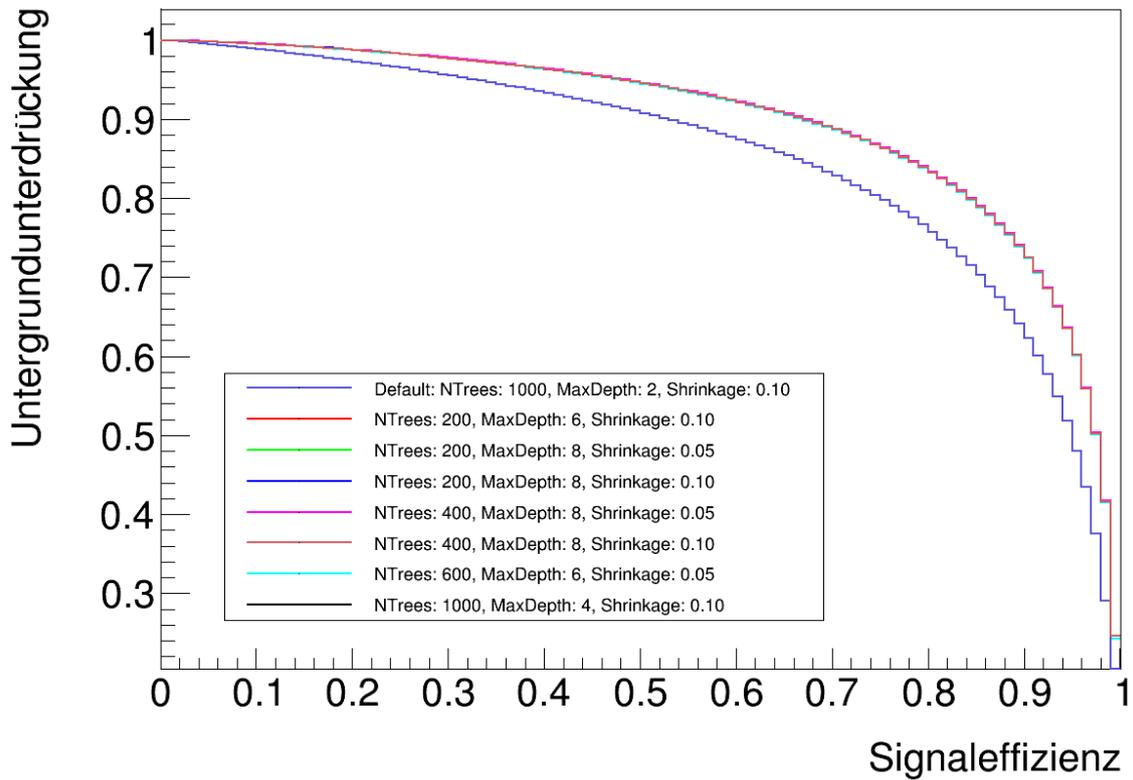


Abbildung 7.1: ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest $3p0n$ -vs- $3pXn$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter NTrees, MaxDepth und Shrinkage). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

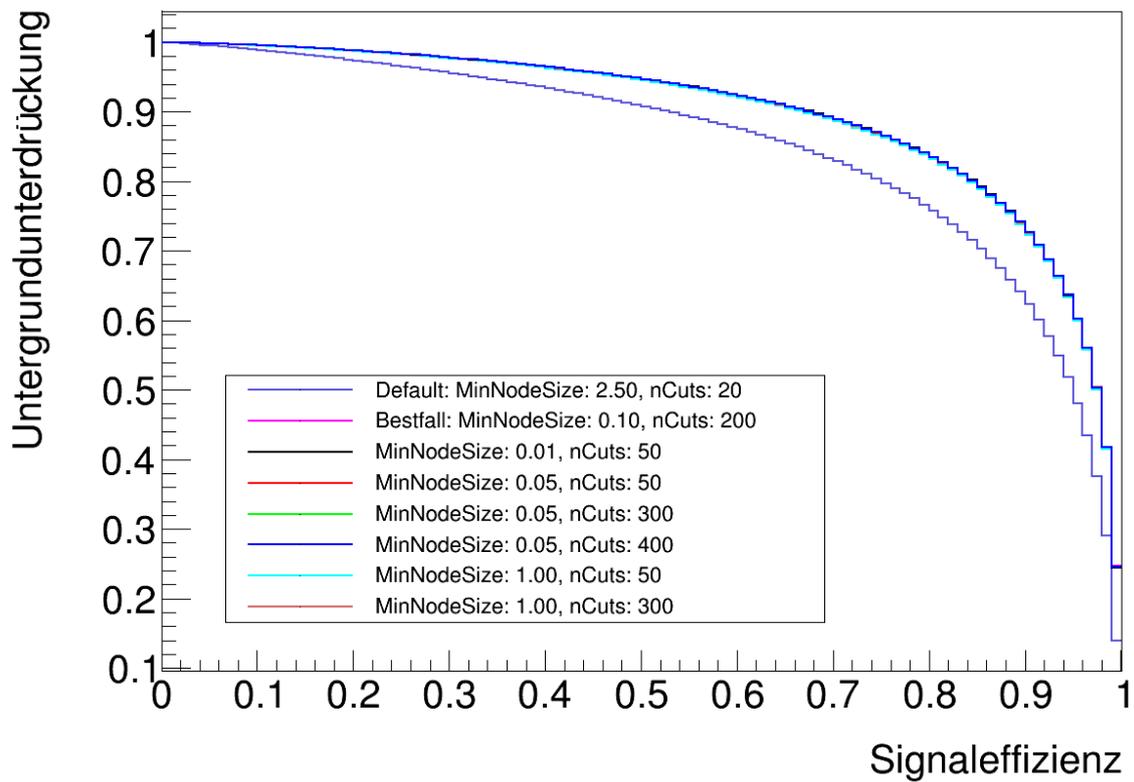


Abbildung 7.2: ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest $3p0n$ -vs- $3pXn$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter `MinNodeSize` und `nCuts`). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

7.3 Ergebnisse

Besonders in den ROC-Kurven der 3p0n-vs-3pXn-Zerfallmodustests wird das Resultat deutlich: Trotz Variation der beiden neuen Parameter scheint es keine ROC-Kurve zu geben, die in der Lücke zwischen Default und Bestfall verläuft und sichtbar von beiden abweicht. Zusätzlich liegen auch hier die ROC-Kurven aller Nicht-Default-Konfigurationen sehr nah beieinander. Zur Auswertung wird erneut die Konfiguration der pinken Kurve (Anhang A.2.1) stellvertretend verwendet. Mit einem ZTauTau-Datensatz werden Migrationsmatrizen für Default und Bestfall angefertigt (Abb. A.9). Die Hauptdiagonalelemente werden in Tabelle 7.1 dargestellt. Durch die deutliche Verbesserung der 3-prong-ROC-Kurven (Abb. A.12 und A.15) sehen wir einen positiven Trend von Default zu Bestfall bei True, Reco = 3pXn. Die Ausbeuten aller anderen Zerfallsmodi bleiben ungefähr gleich. Da das Verzweigungsverhältnis von 3pXn nur 4,62 % beträgt (Tab. 2.1), hat diese Verbesserung leider keinen nennenswerten Effekt auf die Gesamteffizienz der Migrationsmatrix. Dennoch bietet der Parameter `MinNodeSize` offensichtlich Potential zur Verbesserung der BDTs, im Besondern beim Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn.

Um Overtrainingeffekte bei der Konfiguration der pinken ROC-Kurve ausschließen zu können, prüfen wir das Training durch den GammaTauTau-Datensatz zusätzlich mit dem Kolmogorov-Smirnov-Test. Für alle drei BDTs der Zerfallmodustests erhalten wir ein Diagramm mit BDT-Verteilungen aus Trainings- und Evaluationsunterdatensatz (Anhang A.16). Da Training und Test dicht beieinander liegen, kann eine übermäßige Anpassung des BDTs an den Datensatz ausgeschlossen werden.

	Default	Bestfall	Trend
1p0n	(82,3 ± 0,1) % 654.575 ± 809	(82,4 ± 0,1) % 655.152 ± 809	≈
1p1n	(80,1 ± 0,1) % 1.413.318 ± 1.189	(80,2 ± 0,1) % 1.413.262 ± 1.189	≈
1pXn	(40,3 ± 0,2) % 286.574 ± 535	(40,2 ± 0,2) % 285.401 ± 534	≈
3p0n	(92,7 ± 0,1) % 548.282 ± 740	(92,5 ± 0,1) % 537.574 ± 733	≈
3pXn	(57,1 ± 0,3) % 123.434 ± 351	(57,5 ± 0,3) % 122.551 ± 350	↗
Gesamteffizienz	74,2 %	74,2 %	=

Tabelle 7.1: Gesamteffizienz in Prozent sowie Effizienzen und Anzahl der Ereignisse in den Einträgen der Hauptdiagonalelemente (True = Reco) der Migrationsmatrizen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen aus dem ZTauTau-Datensatz in relativen und absoluten Zahlen mit statistischen Fehlern. Der Trend zeigt die Richtung der Veränderung von Default an.

8 Fazit und Ausblick

Senkung der E_T -Schwellen für neutrale PFOs

In dieser Bachelorarbeit veränderte sich die Ereignisauswahl durch PanTau, indem die η -abhängigen E_T -Schwellen um unterschiedliche Beträge gesenkt wurden. Die drei BDTs zur Zerfallsmodusunterscheidung wurden anschließend neu trainiert. Diese Verringerung der Schwellen wurde vorgenommen, weil die Unterdrückung von Pile-Up nicht so wertvoll ist wie eine hohe Gesamteffizienz in der Migrationsmatrix. Durch die Senkung sollte die Anzahl an π^0 s in der Auswahl erhöht werden, damit der Anteil der als 1p1n-fehlklassifizierten 1pXn zurückgeht. Die Gesamteffizienz der Migrationsmatrizen verschlechterte sich allerdings in allen drei Fällen um 1,0 %.

Da es über den Rahmen einer Bachelorarbeit hinausgeht, konnten einige Fragen nicht beantwortet werden. Für künftige Untersuchungen werden sie in diesem Ausblick kurz dokumentiert:

- (1) Das Verhalten der Gesamteffizienz bei E_T -Schwellen unter Nominal ist unintuitiv. Statt einer Senkung wäre die *Erhöhung* der E_T -Schwellen eine mögliche Reaktion.
- (2) Das BDT-Ranking der Zerfallsmodustests wurde nicht kontrolliert. Die BDTs sollten so konfiguriert sein, dass sie den BDT-Score zur Zerfallsmodi-Identifikation anhand von physikalisch relevanten Variablen berechnen.
- (3) Durch die Senkung der E_T -Schwellen erhöht sich die durchschnittliche Anzahl von neutralen Clustern in der Kernregion. Es wurde allerdings nicht überprüft, ob PanTau *alle* Cluster eines Zerfalls in seine Berechnungen einbezieht oder nur eine kleine Zahl. Dann würde eine Senkung der E_T -Schwellen letztendlich nicht die Anzahl an π^0 s erhöhen, da sie zwar identifiziert, aber durch andere Schwellenwerte wieder verworfen würden.
- (4) PanTau benutzt für jeden Zerfallsmodustest teilweise unterschiedliche Variablen [4, Tab. 5.7]. Besonders die Gewichtungen der Variablen im Fall True = 1pXn, Reco = 1p1n und Reco = 1pXn können Aufschluss darüber geben, welche der Variablen für diese ungünstige Missklassifikation (True = 1pXn, Reco = 1p1n) verantwortlich sind (Anhang A.1.1).

Anpassung der BDT-Parameter

Weiter wurden die Parameter des BDT-Trainings verändert und mit neuen Konfigurationen experimentiert. Anfänglich boten NTrees, MaxDepth und Shrinkage einen Ansatz, doch die tatsächliche Verbesserung der ROC-Kurven fand durch nCuts und MinNodeSize statt.

Mit der Bestfall-Konfiguration bleibt die Gesamteffizienz der Migrationsmatrix zwar gleich, aber der Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn konnten bereits in dieser Bachelorarbeit verbessert werden. Außerdem konnte Overtraining mit dem Kolmogorov-Smirnov-Test ausgeschlossen werden.

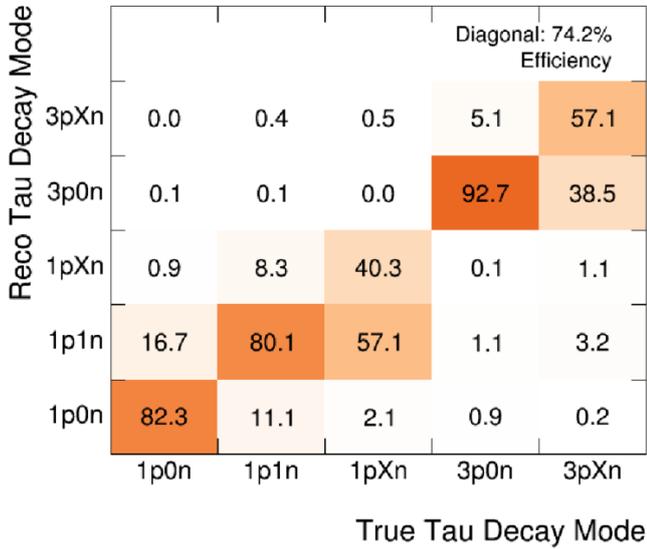
Um die BDTs weiter zu verbessern, werden hier Ansätze für künftige Untersuchungen gegeben:

- (1) Der Parameter `nCuts` sollte keine großen Auswirkungen auf die Diskriminierungsleistung der BDTs haben, da er ausschließlich die Genauigkeit bei der Bestimmung des `CutValue` aus der BDT-Verteilung beeinflusst. Besonders der Parameter `MinNodeSize` sollte daher näher untersucht werden, sodass die pinke ROC-Kurve optimiert wird, bis erste Overtrainingseffekte einsetzen.
- (2) Wie in Kapitel 5 erwähnt wurde kein Pruning eingesetzt. Da es laut [27, S.17] allerdings zur Verringerung von Overtrainingseffekten eingesetzt werden kann und in der ursprünglichen Konfiguration von Christian Limbach schon eingesetzt wurde [4, Kap. 5.3.5], sollten BDTs mit Pruning in Betracht gezogen werden. Extreme Werte von `MinNodeSize` könnten durch Pruning eventuell *keine* Overtrainingseffekte zeigen.

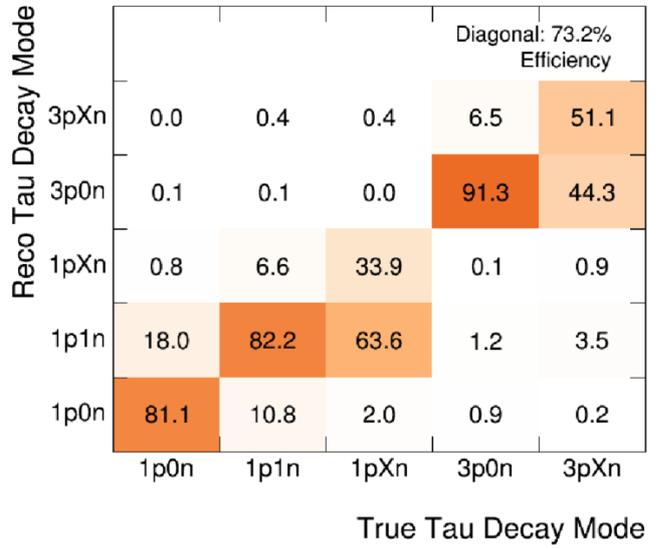
A Anhang

A.1 Senkung der E_T -Schwellen für neutrale PFOs

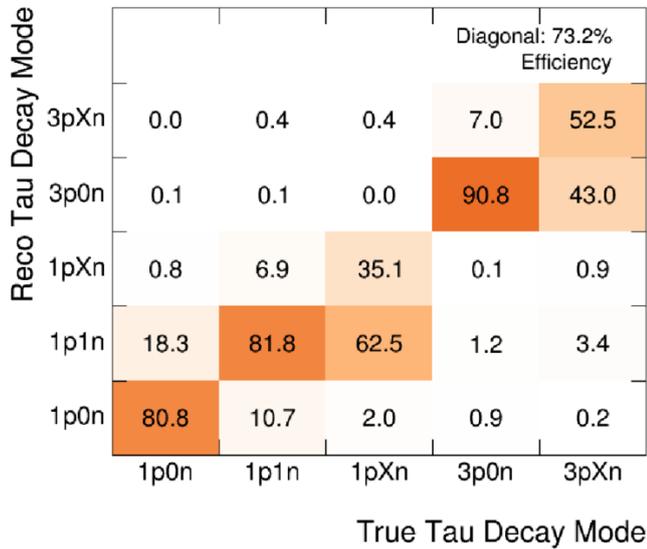
A.1.1 Migrationsmatrizen



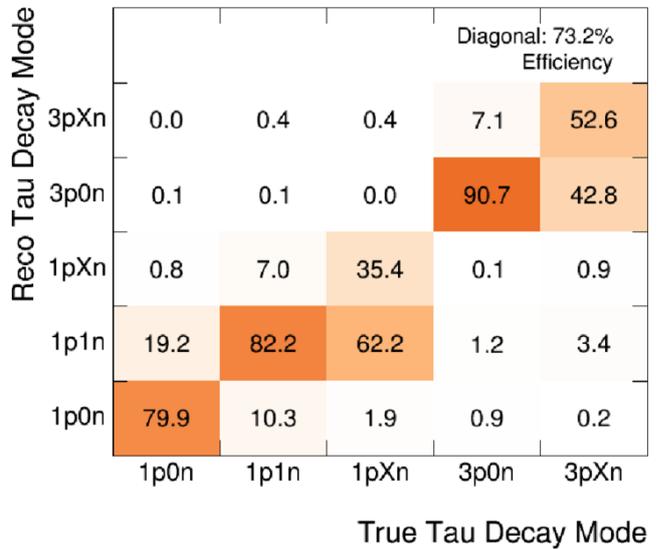
(a) Nominal.



(b) 0,5 GeV unter Nominal.



(c) 1,0 GeV unter Nominal.



(d) 1,5 GeV unter Nominal.

Abbildung A.1: Migrationsmatrizen eines ZTauTau-Datensatzes bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

A.1.2 ROC-Kurven

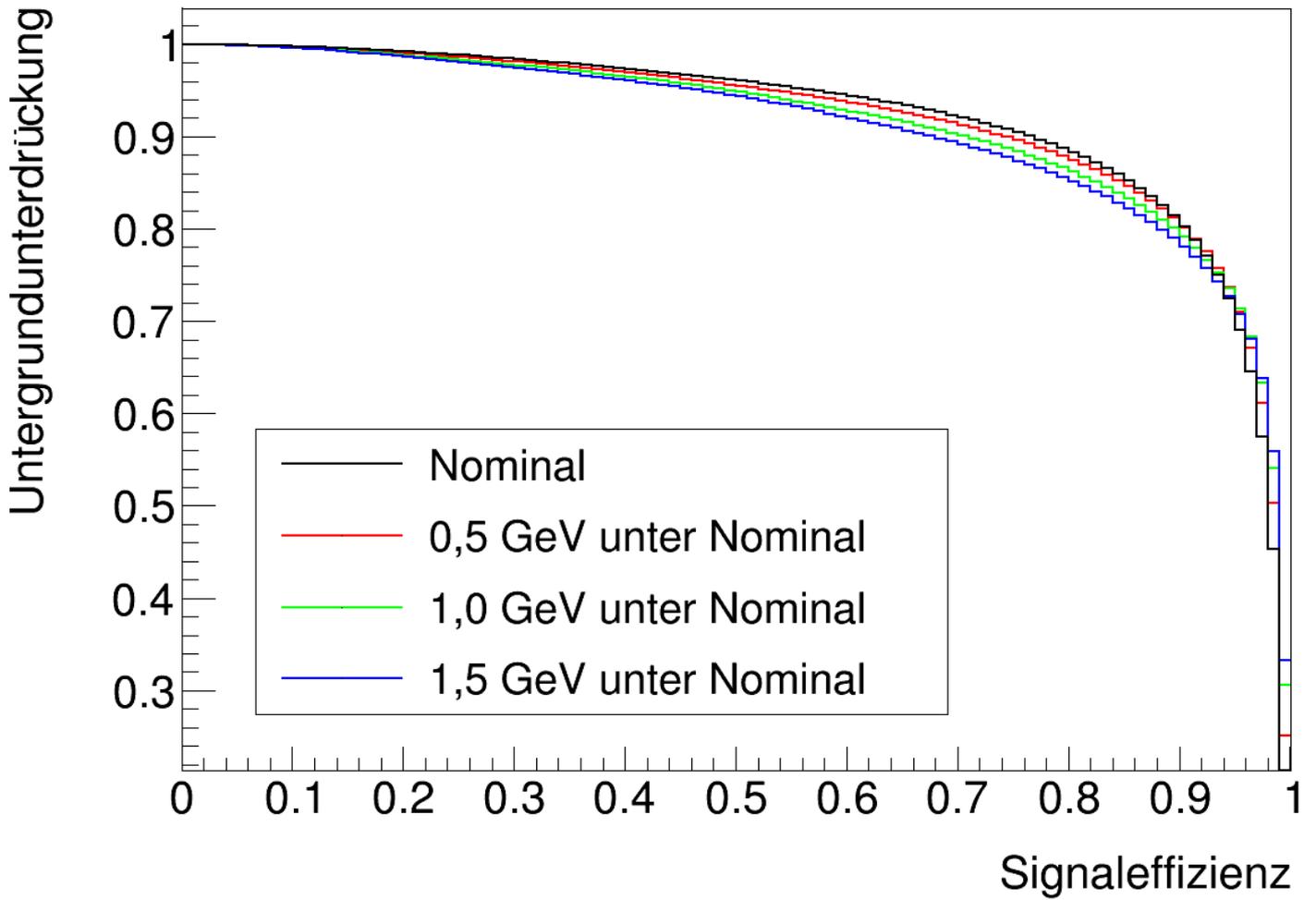


Abbildung A.2: ROC-Kurven für den Zerfallsmodus $1p0n$ -vs- $1p1n$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit der **Default**-Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

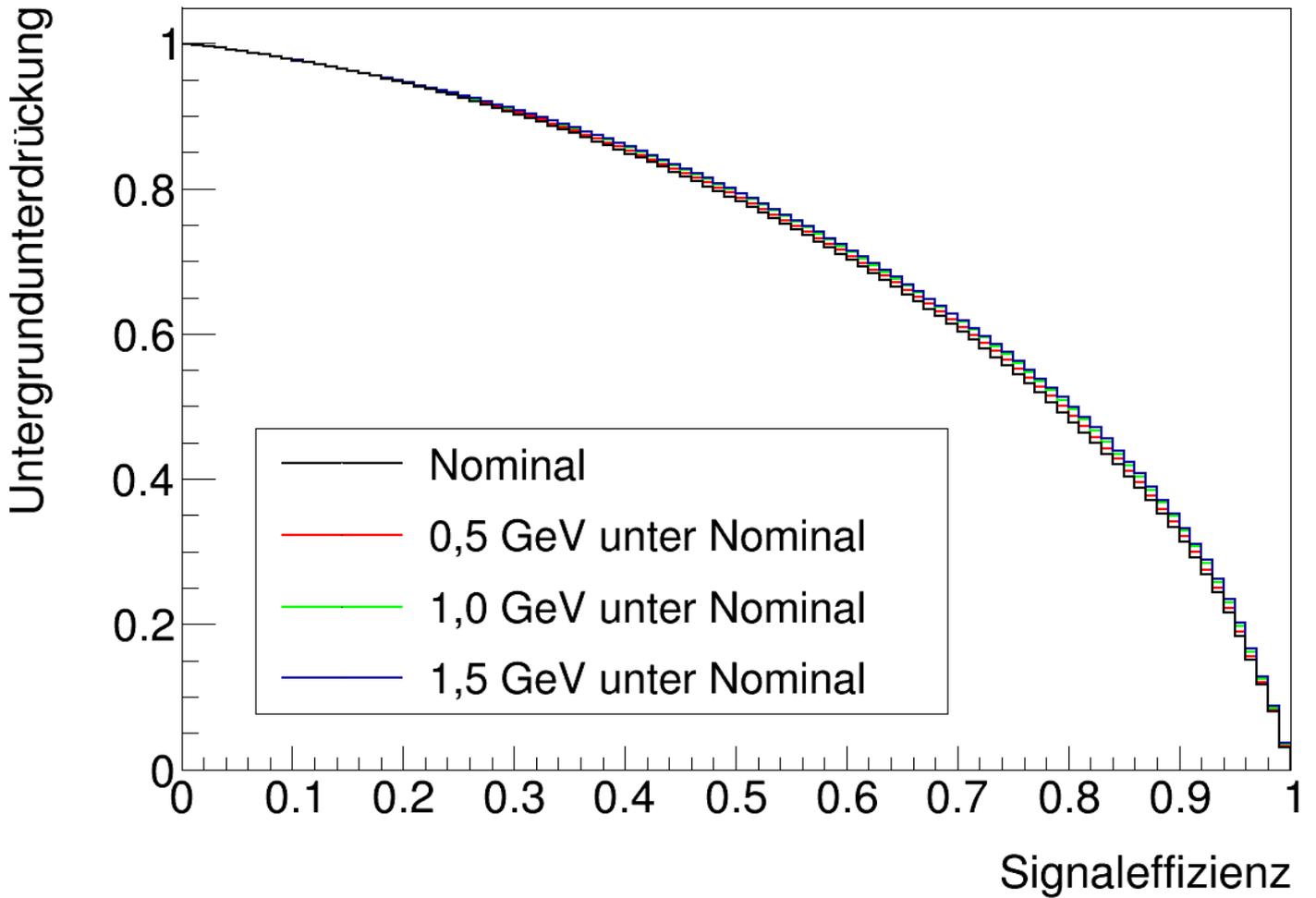


Abbildung A.3: ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest $1p1n$ -vs- $1pXn$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit der **Default**-Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

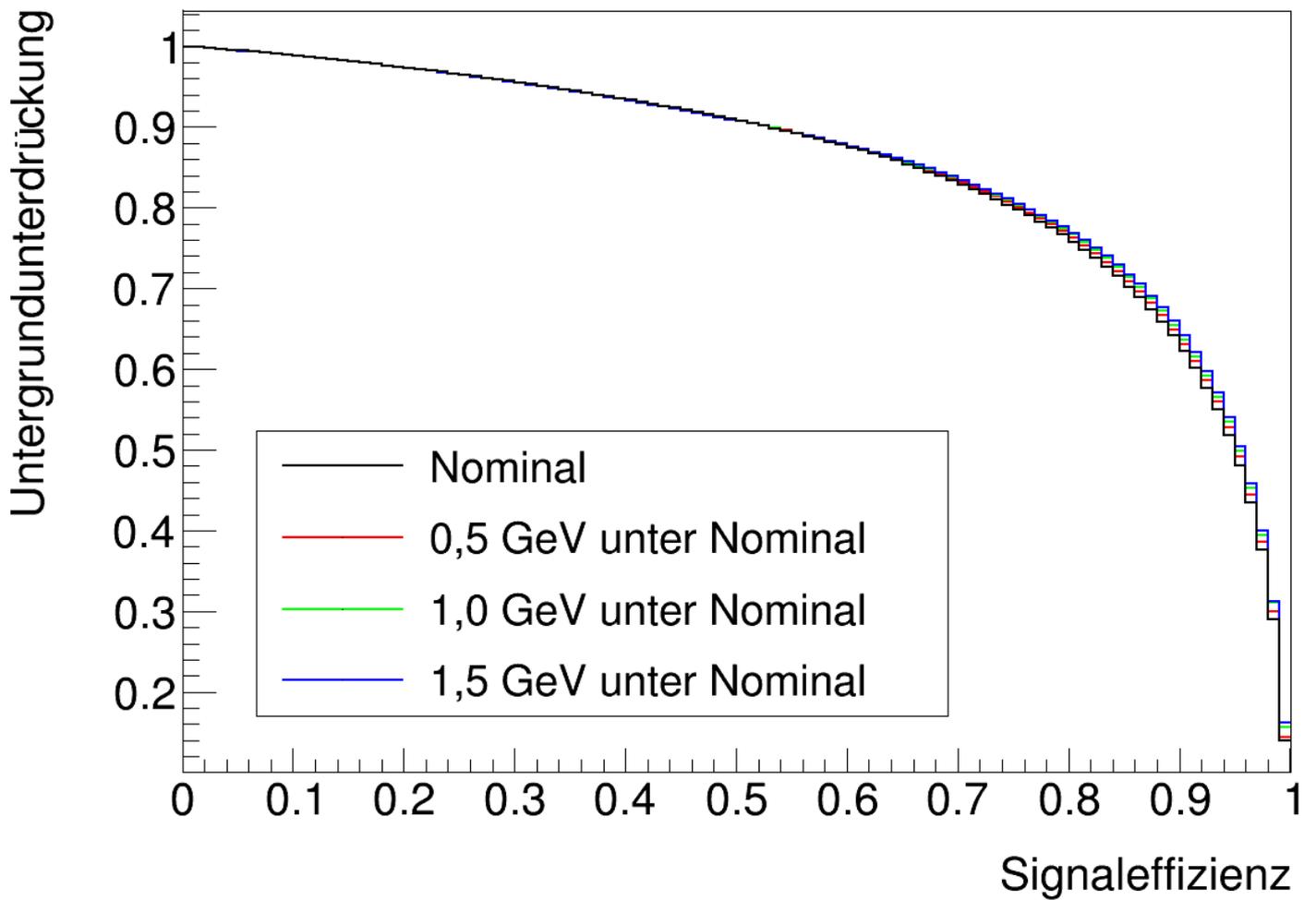


Abbildung A.4: ROC-Kurven für den Zerfallsmodus test $3p0n$ -vs- $3pXn$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit der **Default**-Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

A.1.3 BDT-Verteilungen

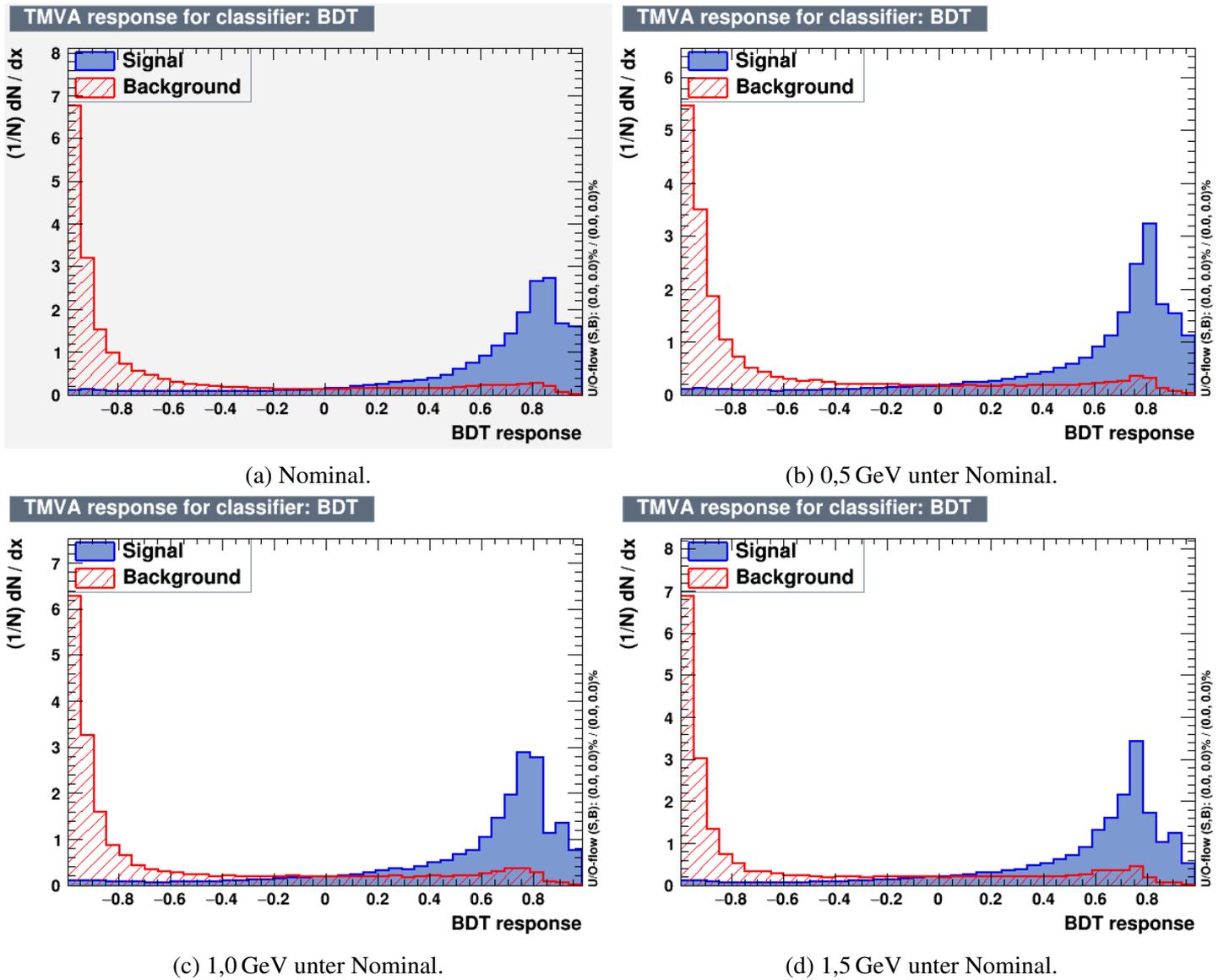


Abbildung A.5: BDT-Verteilungen für den Zerfallsmodus $1p0n$ -vs- $1p1n$ bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

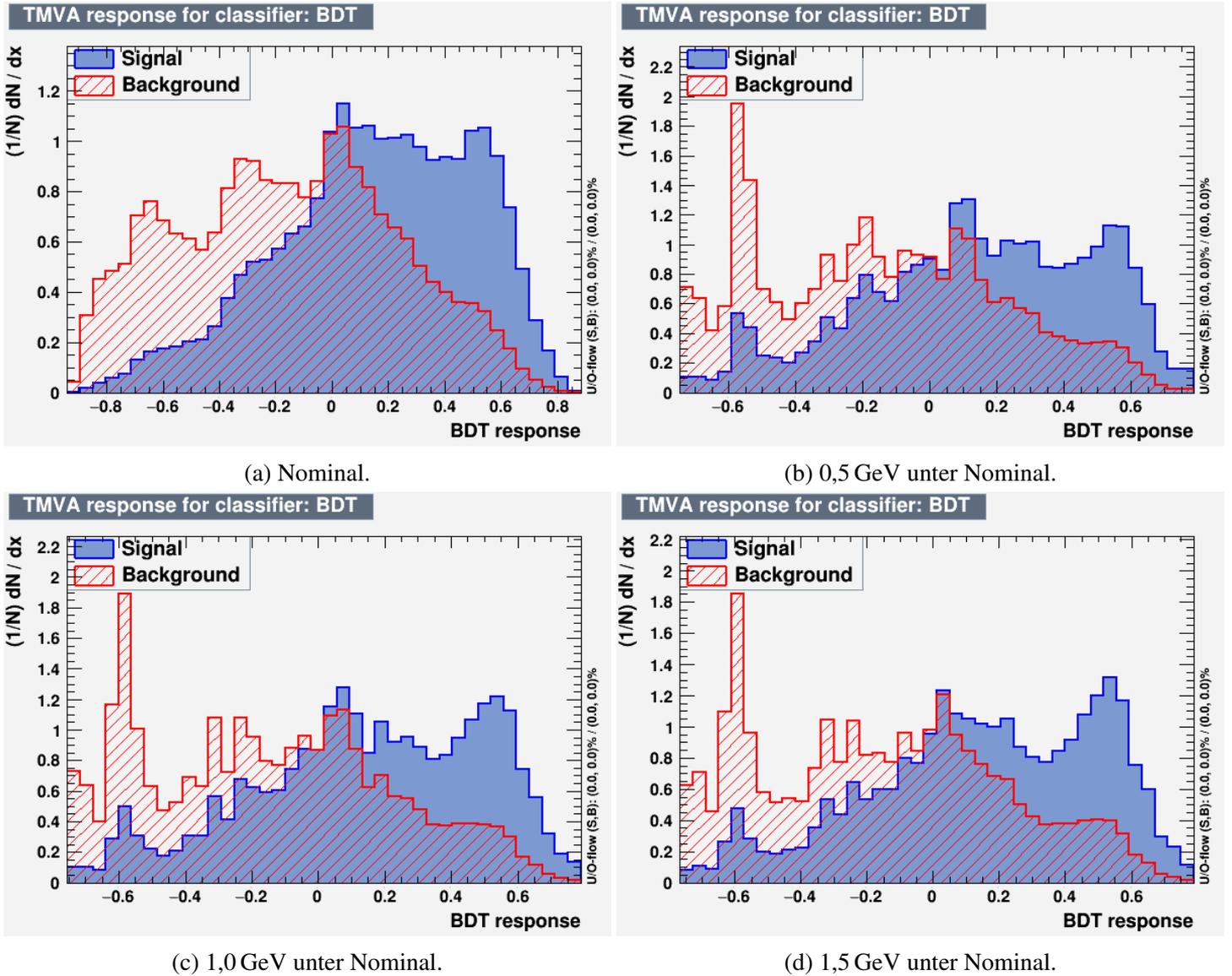


Abbildung A.6: BDT-Verteilungen für den Zerfallsmodustest $1p1n$ -vs- $1pXn$ bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

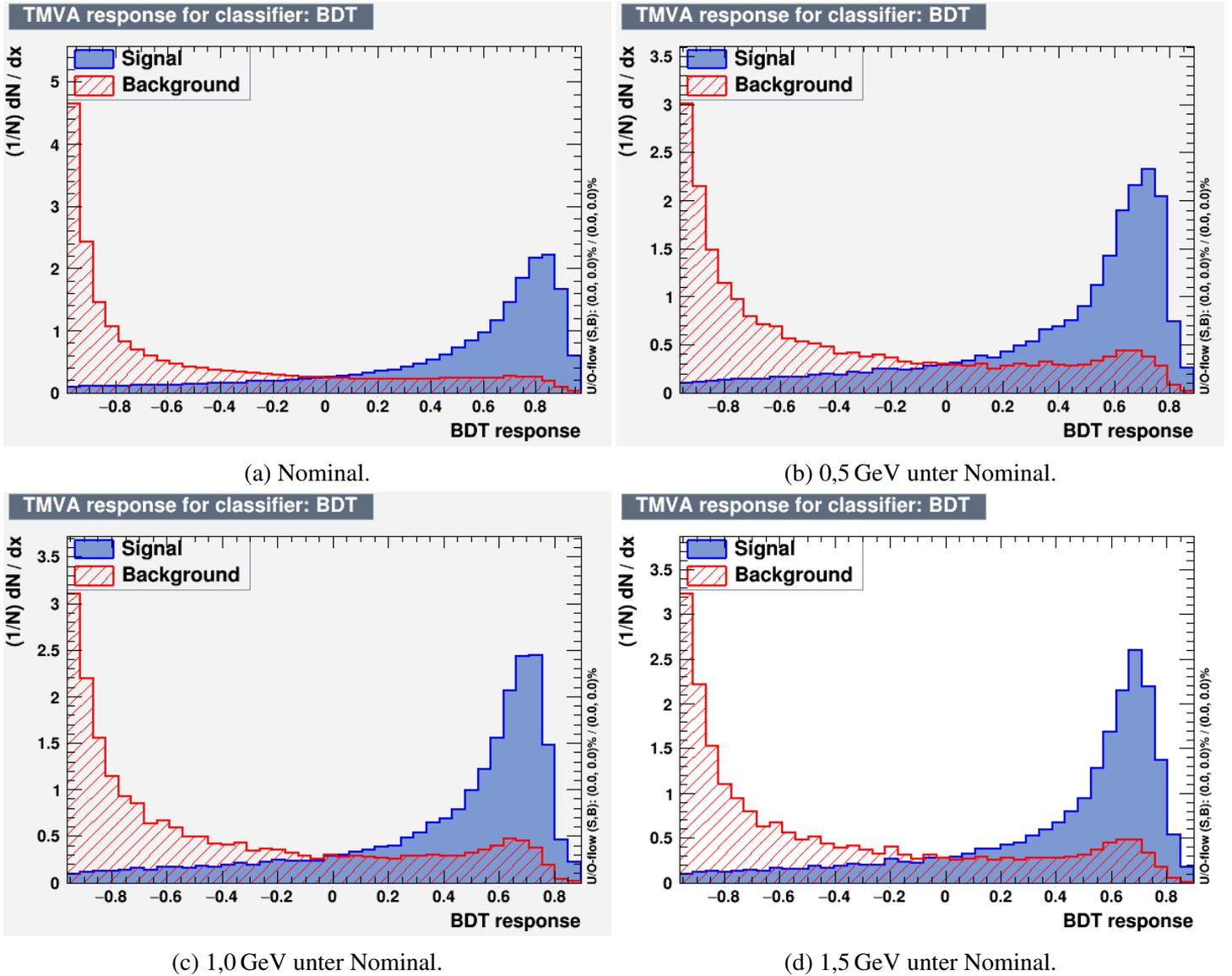


Abbildung A.7: BDT-Verteilungen für den Zerfallsmodustest $3p0n$ -vs- $3pXn$ bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.

A.2 Anpassung der BDT-Parameter

A.2.1 Explizite BDT-Konfigurationen

```
# default bdt-arguments
bdtargs.setdefault("H", False)
bdtargs.setdefault("V", False)
bdtargs.setdefault("NTrees", 1000)
bdtargs.setdefault("MinNodeSize", "2.5%")
bdtargs.setdefault("BoostType", "Grad")
bdtargs.setdefault("Shrinkage", 0.10)
bdtargs.setdefault("UseBaggedBoost", True)
bdtargs.setdefault("BaggedSampleFraction", 0.5)
bdtargs.setdefault("nCuts", 20)
bdtargs.setdefault("MaxDepth", 2)
bdtargs.setdefault("NegWeightTreatment", "IgnoreNegWeightsInTraining")

#pink bdt-arguments
bdtargs.setdefault("H", False)
bdtargs.setdefault("V", False)
bdtargs.setdefault("NTrees", 400)
bdtargs.setdefault("MinNodeSize", "0.1%")
bdtargs.setdefault("BoostType", "Grad")
bdtargs.setdefault("Shrinkage", 0.05)
bdtargs.setdefault("UseBaggedBoost", True)
bdtargs.setdefault("BaggedSampleFraction", 0.6)
bdtargs.setdefault("nCuts", 200)
bdtargs.setdefault("MaxDepth", 8)
bdtargs.setdefault("NegWeightTreatment", "IgnoreNegWeightsInTraining")
```

Abbildung A.8: Explizite BDT-Konfigurationen aus dem PanTau-Code.

A.2.2 Migrationsmatrizen

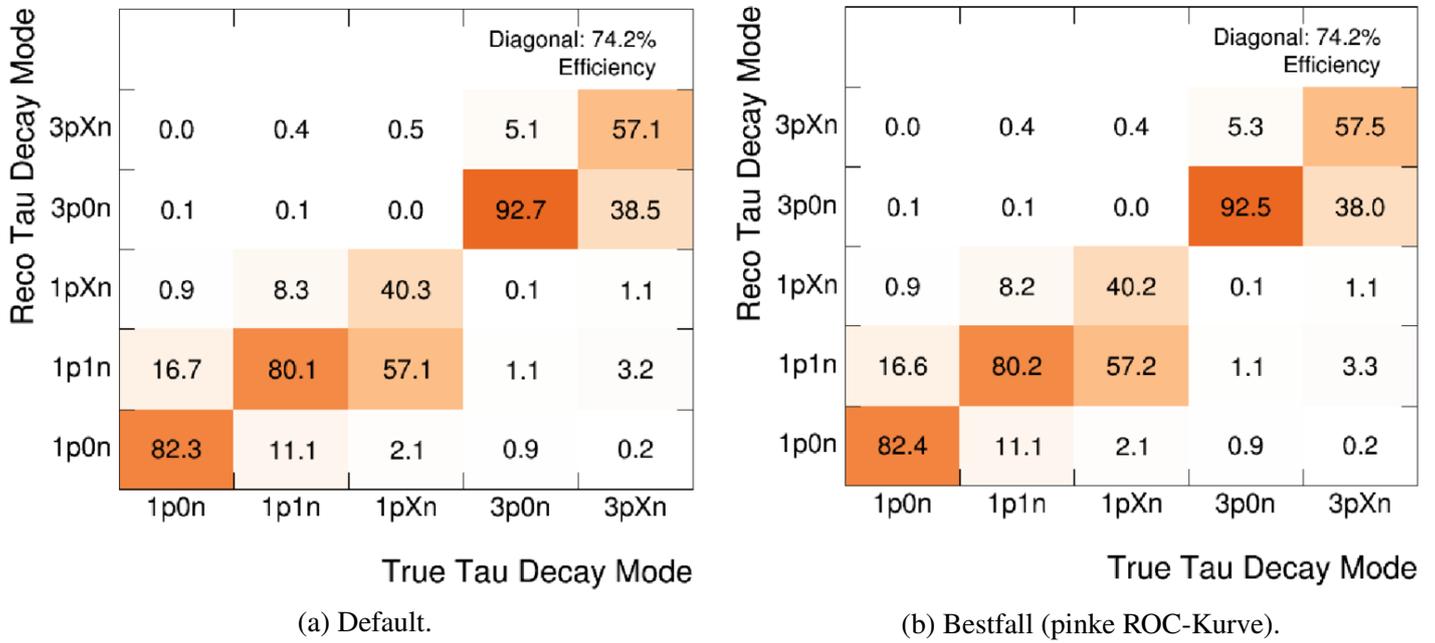


Abbildung A.9: Migrationsmatrizen eines ZTauTau-Datensatzes mit unterschiedlichen BDT-Konfigurationen.

A.2.3 ROC-Kurven

Variable Parameter: NTrees, MaxDepth und Shrinkage

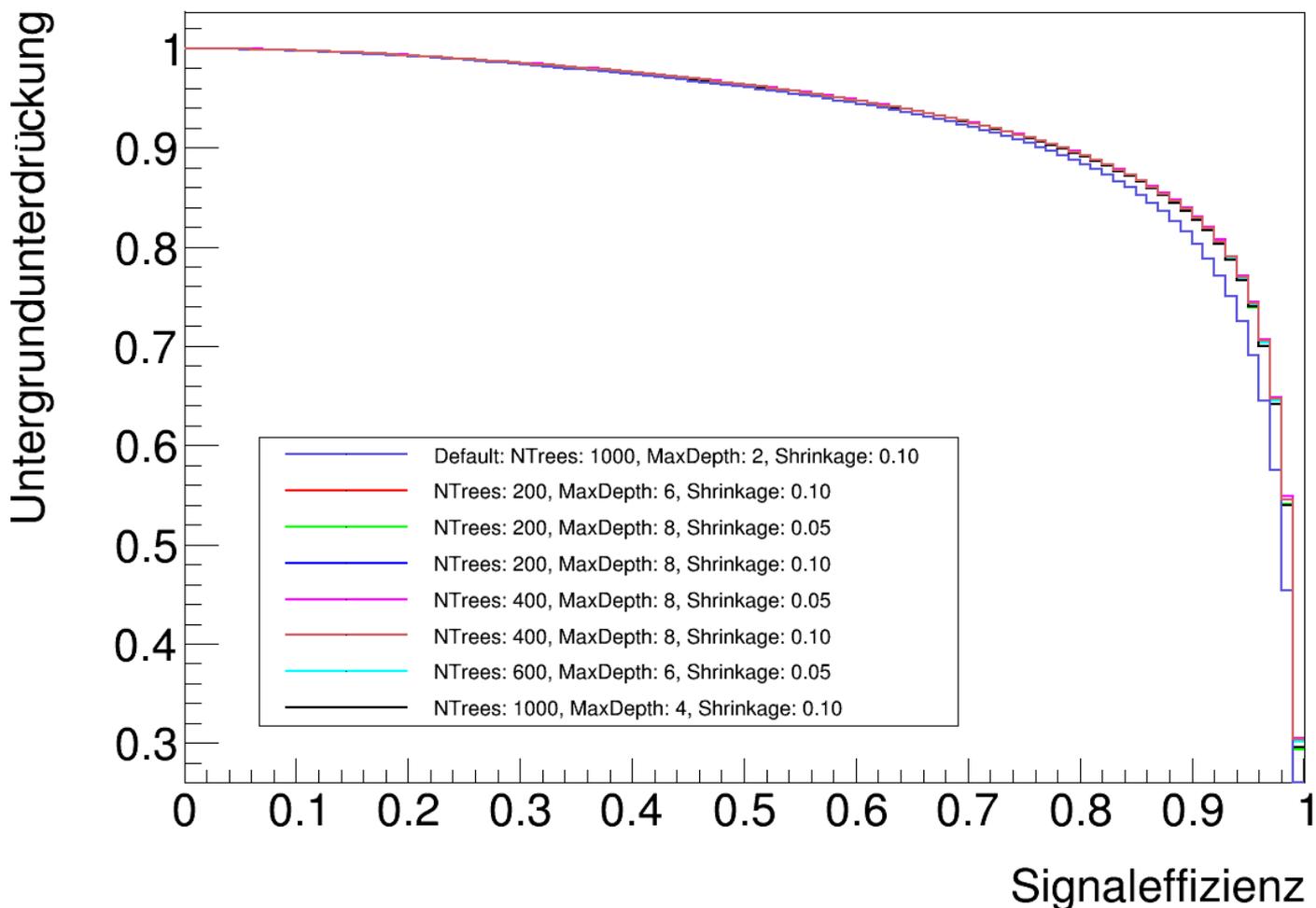


Abbildung A.10: ROC-Kurven für den Zerfallsmodus $1p0n$ -vs- $1p1n$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter NTrees, MaxDepth und Shrinkage). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

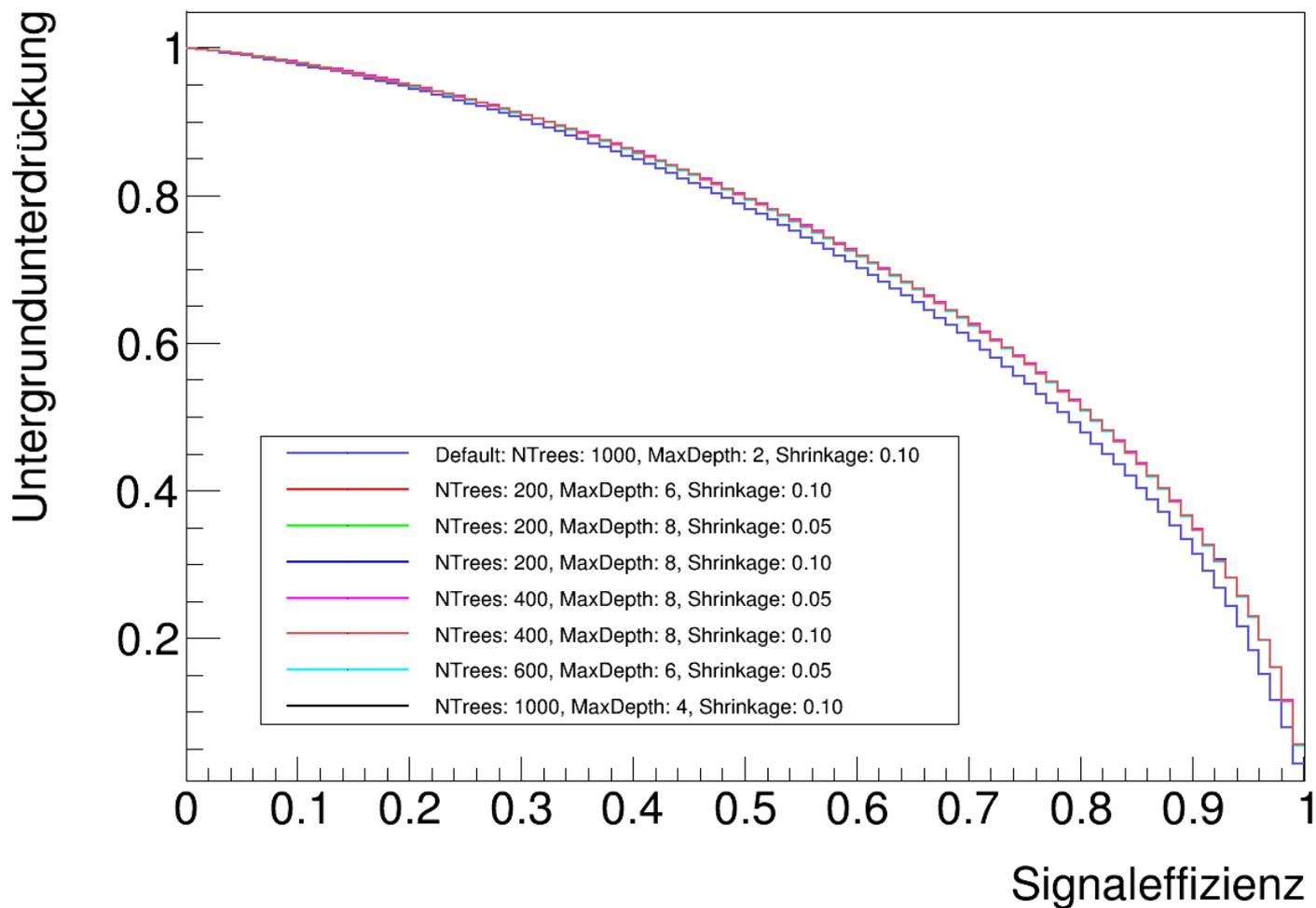


Abbildung A.11: ROC-Kurven für den Zerfallsmodus $1p1n\text{-vs-}1pXn$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter NTrees, MaxDepth und Shrinkage). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

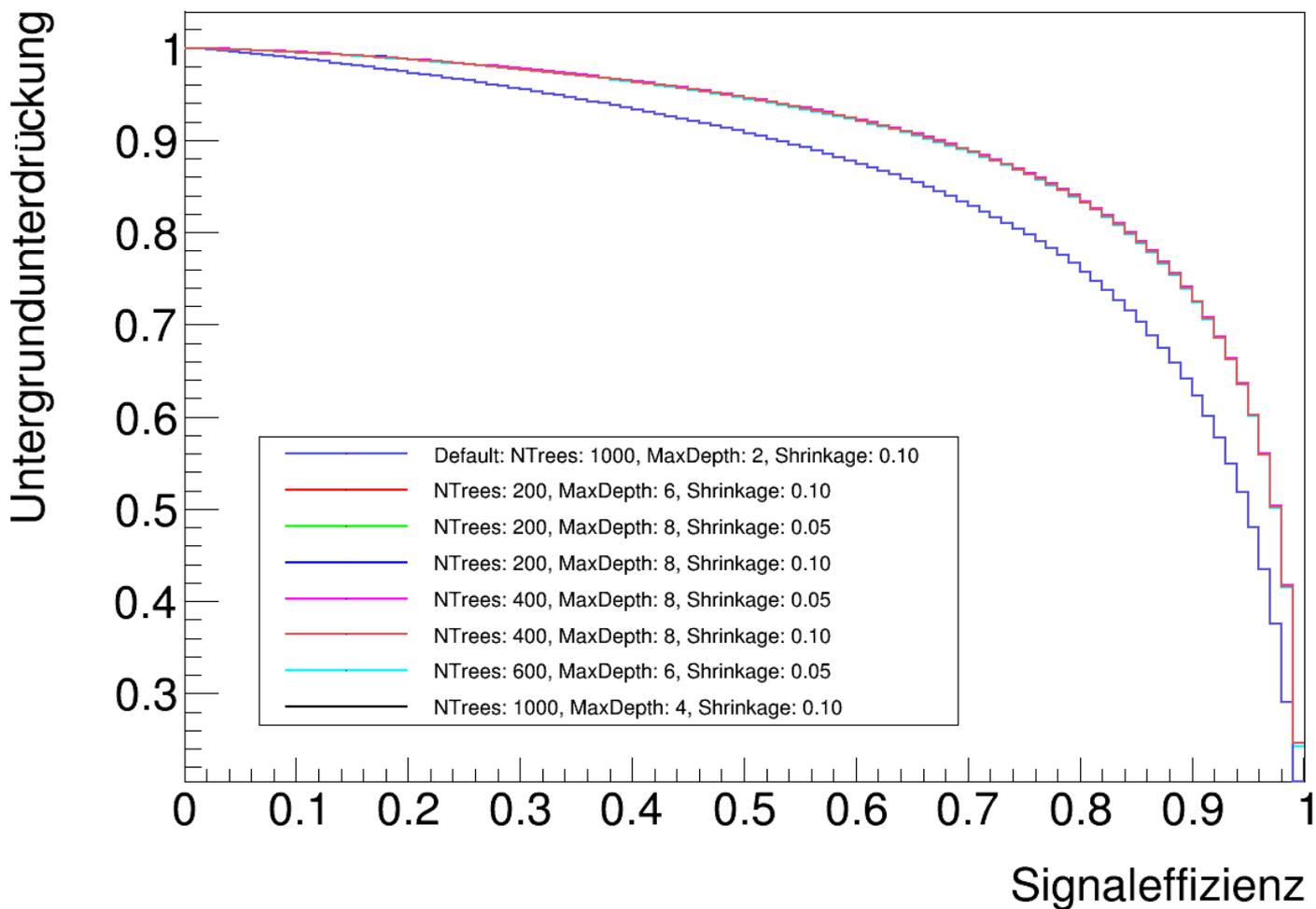


Abbildung A.12: ROC-Kurven für den Zerfallsmodus $3p0n$ -vs- $3pXn$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter NTrees, MaxDepth und Shrinkage). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

Variable Parameter: MinNodeSize und nCuts

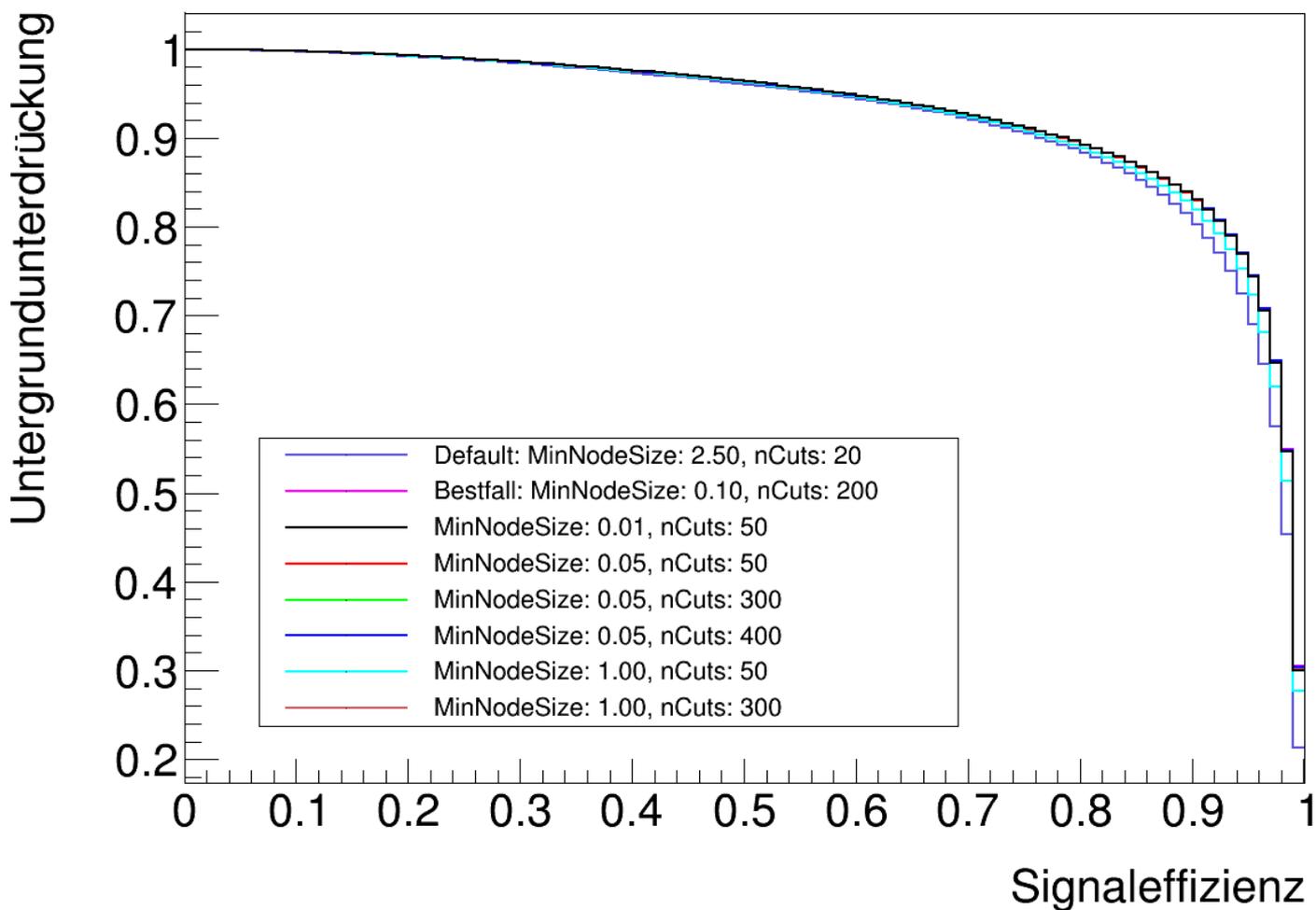


Abbildung A.13: ROC-Kurven für den Zerfallsmodus $1p0n$ -vs- $1p1n$ eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter MinNodeSize und nCuts). Die Default-Kurve und die (MinNodeSize: 1.00, nCuts: 50)-Konfiguration verlaufen einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

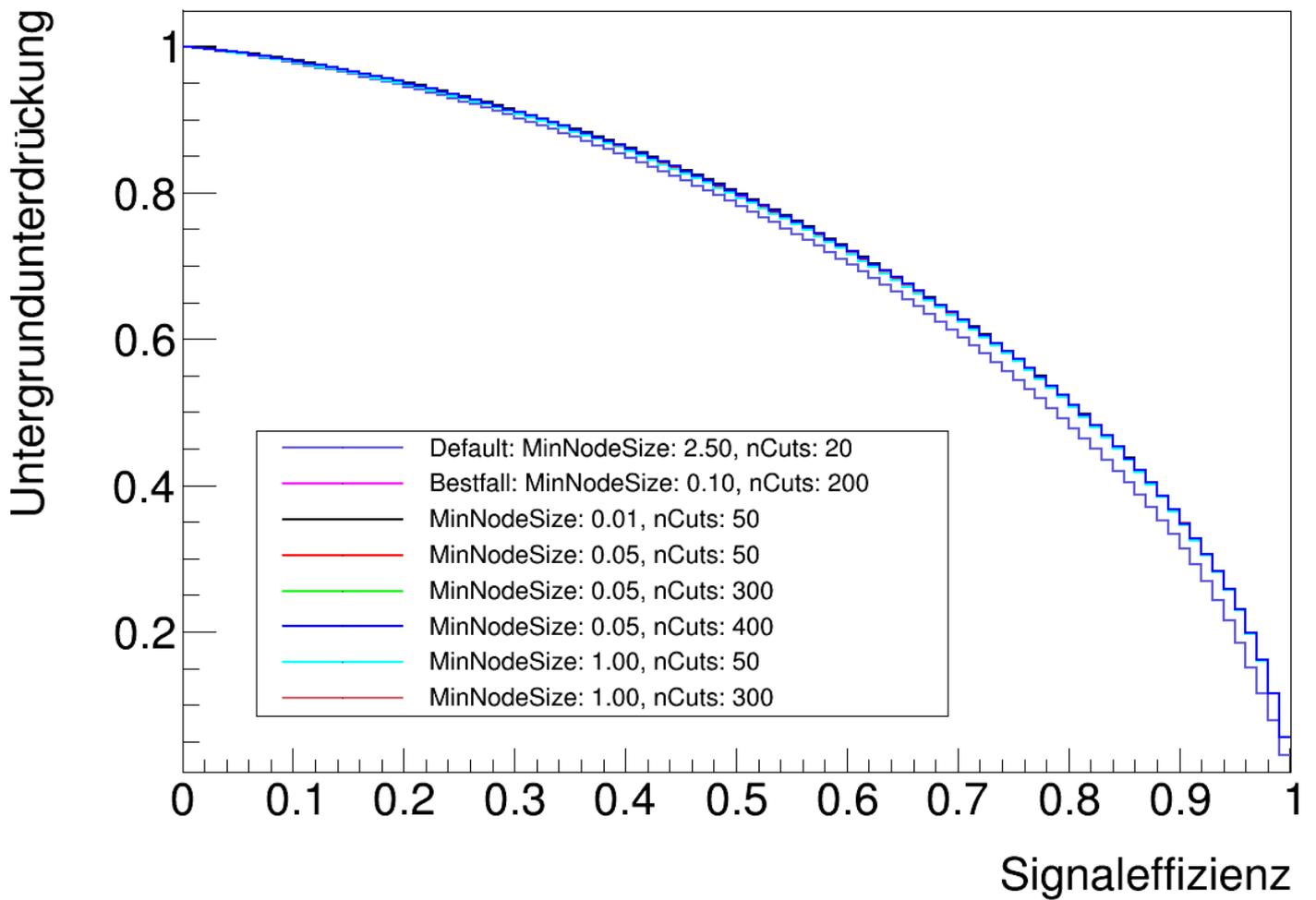


Abbildung A.14: ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest $1p1n$ -vs- $1pXn$ eines GammaTauTau -Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter MinNodeSize und nCuts). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

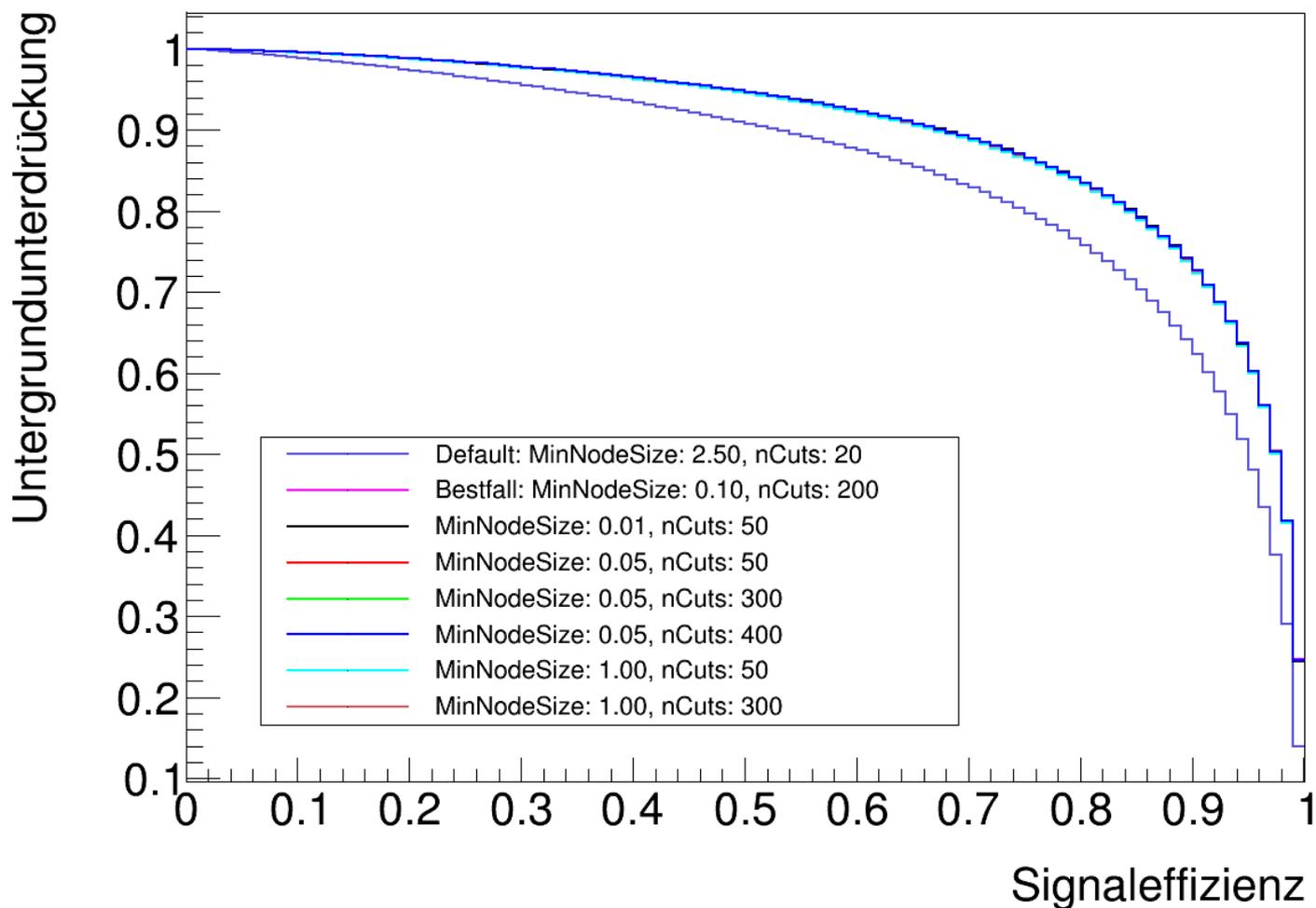
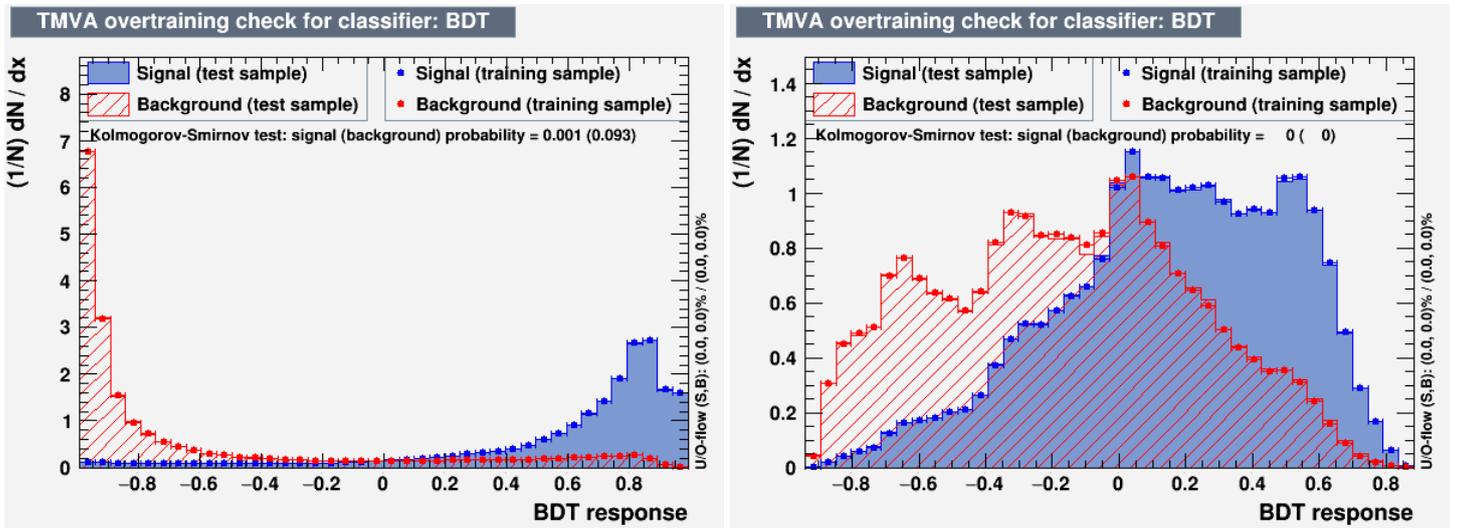
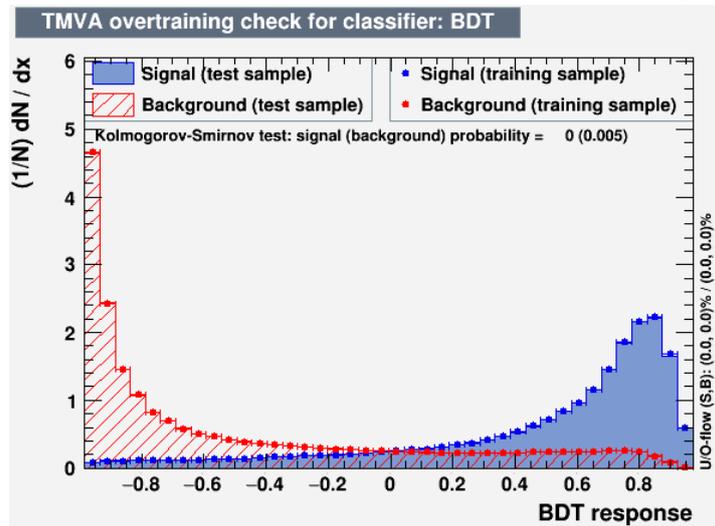


Abbildung A.15: ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest $3p0n$ -vs- $3pXn$ eines GammaTauTau -Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter `MinNodeSize` und `nCuts`). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.

A.2.4 Overtraining-Kurven

(a) $1p0n$ -vs- $1p1n$.(b) $1p1n$ -vs- $1pXn$.(c) $3p0n$ -vs- $3pXn$.Abbildung A.16: BDT-Overtraining-Tests (Kolmogorov-Smirnov-Test) der drei Zerfallsmo-
dustests der Bestfall-Konfiguration (pinke ROC-Kurve).

A.3 Explizite CutValues

	Nominal/Default	0,5 GeV u.N.	1,0 GeV u.N.	1,5 GeV u.N.	Bestfall
R10X	0,56	0,39	0,26	0,22	0,53
R110	0,49	0,39	0,30	0,26	0,45
R11X	-0,34	-0,33	-0,38	-0,60	-0,35
R1XX	-0,23	-0,26	-0,28	-0,28	-0,21
R30X	-0,19	-0,19	-0,21	-0,21	-0,10
R3XX	-0,08	-0,09	-0,09	-0,14	-0,08

Tabelle A.1: Explizite CutValues aus dem GammaTauTau-Datensatz mit der **Default** bzw. **Nominal**-Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen und dem Bestfall (pinke ROC-Kurve) der BDT-Anpassung (u.N. = unter Nominal).

Danksagung

Ich möchte mich bei Dr. Philip Bechtle für die Vergabe dieses Arbeitsthemas bedanken; Dr. Peter Wagner danke ich für die vielen Anregungen und Ideen zur Verbesserung von PanTau (und letztendlich dieser Arbeit). Beiden danke ich für ihre Betreuung.

Bei Prof. Klaus Desch möchte ich mich bedanken, dass ich in seiner Arbeitsgruppe eine lehrreiche Zeit verbringen durfte.

Meinen Kollegen Maike Hansen, Michael Hübner, Tobias Klingl, Marvin Bleckwenn, Oliver Ricken und ganz besonders Lara Schildgen möchte ich danken für ihre unermüdliche Antwort- und Hilfsbereitschaft (unter vielem anderen). Danke Euch für die lustige und wertvolle Zeit in Büro und Kaffee(Besprechungs-)raum.

Meinen Eltern, meinem Bruder Maxi und meinen Freunden und Kommilitonen möchte ich für Geduld und Ermutigung danken, die sie mir während vieler mühsamer Phasen im Physikstudium (und während der Bachelorarbeit) entgegengebracht haben.

Quellen- und Literaturverzeichnis

- [1] Walter Weizel, *Lehrbuch der theoretischen Physik*, 2. verbesserte Auflage, Bd. 1, Springer Verlag OHG., Berlin/Heidelberg/Göttingen, 1955.
- [2] K. Bethge und U.E. Schröder, *Elementarteilchen und ihre Wechselwirkungen*, 3. Aufl., S.159f, Weinheim: WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, 2006, ISBN: 978-3-527-40587-9.
- [3] *The Higgs boson*, <https://home.cern/topics/higgs-boson>, [Online; Zugriff: 14.08.2017, 16:50 Uhr].
- [4] Christian Limbach, „Development of a new reconstruction and classification method for Tau leptons and its application in the ATLAS detector at LHC“, Online: <http://hss.ulb.uni-bonn.de/2015/4007/4007.htm>, Diss., Universität Bonn, 2014.
- [5] *LEO.org*, <http://leo.org/german-english/>, [Online], 2017.
- [6] *Woxikon.de - Synonyme Wörterbuch & Sprüche*, <http://www.woxikon.de/>, [Online], 2017.
- [7] Dirk Duschinger, *THOR README*.
- [8] Will Davey, *LOKI README*.
- [9] *ROOT Data Analysis Framework*, <https://root.cern.ch>, [Online; Zugriff: 12.08.2017, 21:09 Uhr].
- [10] *Standardmodell der Elementarteilchen*, https://de.wikipedia.org/wiki/Standardmodell#/media/File:Standard_Model_of_Elementary_Particles-de.svg, [Online; Zugriff 02.08.2017, 11:23 Uhr].
- [11] Bogdan Povh, Klaus Rith, Christoph Scholz, Frank Zetsche und Werner Rodejohann, *Teilchen und Kerne - Eine Einführung in die physikalischen Konzepte*, 9. Aufl., Berlin Heidelberg New York: Springer-Verlag, 2013, ISBN: 978-3-642-37822-5.
- [12] Media und Press Relations, *New results indicate that particle discovered at CERN is a Higgs boson*, Techn. Ber., [Online; Zugriff: 02.08.2017, 13:34 Uhr], CERN, 2013.
- [13] Christoph Berger, *Elementarteilchenphysik*, 2. Aufl., Berlin Heidelberg New York: Springer-Verlag, ISBN: 978-3-540-23143-1.
- [14] C. Patrignani et al. (Particle Data Group), *Chin. Phys. C.*, <http://pdg.lbl.gov/2017/listings/rpp2017-list-tau.pdf>, [Online; Zugriff: 28.06.17, 14.27 Uhr], (2016) und 2017.

- [15] Fabiola Buschendorf,
Detektor - Welt der Physik: Ein Teilchenbeschleuniger für Zuhause,
<https://www.weltderphysik/detektor/physik-im-experiment/ein-teilchenbeschleuniger-fuer-zuhause/>,
[Online; Zugriff: 28.07.2017, 14:19 Uhr].
- [16] Lyndon Evans und Philips Bryant (Editoren), *LHC Machine*, Online veröffentlicht bei JINST: <http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-0221/3/08/S08001/meta>, Zugriff: 10.07.2017, 13:34 Uhr, European Organization for Nuclear Research (CERN), CERN CH-1211, Genève 23, Schweiz, 2008.
- [17] *Restarting the LHC: Why 13 Tev[sic!]?*,
<https://home.cern/about/engineering/restarting-the-lhc-why-13-tev>,
[Online; Zugriff: 02.08.2017, 14:37 Uhr].
- [18] *LHC - Gefahren und Risiken - Magnetfeld*,
<http://www.lhc-facts.ch/index.php?page=magnetfeld>,
[Online; Zugriff: 02.08.2017, 16:10 Uhr].
- [19] The ATLAS collaboration (G. Aad et al.),
The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider, Online veröffentlicht bei JINST: <http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-0221/3/08/S08003/meta>, Zugriff: 10.07.2017, 13:55 Uhr, European Organization for Nuclear Research (CERN), 2008.
- [20] *Der ATLAS-Detektor*,
<http://atlas.physicsmasterclasses.org/de/atlas.htm>,
[Online; Zugriff: 14.08.2017, 13:37 Uhr].
- [21] The ATLAS collaboration (G. Aad et al.), *Identification of Hadronic Decays of Tau Leptons in 2012 Data with the ATLAS Detector*, Techn. Ber.,
[Online; Zugriff: 04.08.2017, 15:01 Uhr], CERN, 2013.
- [22] Repititorium Experimentalphysik, *Otten, Ernst*, 2. Auflage,
Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1998, 2003.
- [23] A. Hoecker, P. Speckmayer, J. Stelzer, J. Therhaag, E. von Thorne und H. Voss,
TMVA 4.2.0 - Toolkit for Multivariate Data Analysis with ROOT,
<http://tmva.sourceforge.net/docu/TMVAUsersGuide.pdf>,
[Online; Zugriff: 01.08.2017, 14:22 Uhr], Okt. 2013.
- [24] Trevor Hastie, Robert Tibshirani und Jerome Friedman,
The Elements of Statistical Learning, [Online; Zugriff: 01.08.2017, 13.00 Uhr],
Springer Science+Business Media, 2009.
- [25] Cheng Li, *A Gentle Introduction to Gradient Boosting*,
http://www.chengli.io/tutorials/gradient_boosting.pdf,
[Online; Zugriff: 01.08.2017, 11:27 Uhr].

- [26] *TMVA Configuration Options Reference*,
<http://tmva.sourceforge.net/optionRef.html>,
[Online; Zugriff: 01.08.2017, 09:44 Uhr].
- [27] Christian Böser, Simon Fink und Steffen Röcker,
Introduction to Boosted Decision Trees, <https://indico.scc.kit.edu/indico/event/48/session/4/contribution/35/material/slides/0.pdf>,
[Online; Zugriff: 01.08.2017, 11:25 Uhr].
- [28] Helge Voss,
Multivariate Data Analysis and Machine Learning in High Energy Physics (II),
<http://hacol13.physik.uni-freiburg.de/graduierntenkolleg/lectures/HVoss/Voss2.pdf>,
[Online; Zugriff: 11.09.2017, 09:51 Uhr], 2009.
- [29] Christopher Deutsch, „*Identification and Classification of Hadronic Tau Lepton Decays in the ATLAS Experiment for Run-II of the LHC*“, Masterarbeit, Universität Bonn, bisher unveröffentlicht. Informationen aus persönlicher Korrespondenz, Aug. 2017.

Abbildungsverzeichnis

2.1	Das Standardmodell der Teilchenphysik [10].	6
3.1	Geographische Lage des LHCs unter dem Genfer See; erkennbar sind die Experimente CMS, LHCb, ATLAS und ALICE (von vorne links mit dem Uhrzeigersinn) [15].	9
3.2	Seitenansicht des ATLAS-Detektors [20].	12
3.3	EM1- und LAr-Kalorimeter; Abstände in mm und Strahlungslängen X_0 [19, Kap. 5.2.1].	13
4.1	PanTau-Migrationsmatrix als Ausgangspunkt der folgenden Untersuchungen.	16
5.1	Schema eines Decision Trees: Die Ereignisse eines Datensatzes werden ausgehend von der Root über die Branches zu den Nodes weitergereicht, bis sie in Leaf-Nodes einsortiert wurden.	21
5.2	Beispieldiagramme für Overtraining-Kurve und BDT-Verteilung bei nominellen E_T -Schwellen und der Default-Konfiguration des BDTs.	23
6.1	PanTau-Migrationsmatrix mit der Default-BDT-Konfiguration und nominellen E_T -Schwellen als Ausgangspunkt der folgenden Untersuchungen.	27
6.2	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 1p0n-vs-1p1n eines GammaTauTau-Datensatzes mit der Default -Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	28
7.1	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>NTrees</code> , <code>MaxDepth</code> und <code>Shrinkage</code>). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	33
7.2	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>MinNodeSize</code> und <code>nCuts</code>). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	34
A.1	Migrationsmatrizen eines ZTauTau-Datensatzes bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	39
A.2	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 1p0n-vs-1p1n eines GammaTauTau-Datensatzes mit der Default -Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	40

A.3	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 1p1n-vs-1pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit der Default -Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	41
A.4	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit der Default -Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	42
A.5	BDT-Verteilungen für den Zerfallsmodustest 1p0n-vs-1p1n bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	43
A.6	BDT-Verteilungen für den Zerfallsmodustest 1p1n-vs-1pXn bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	44
A.7	BDT-Verteilungen für den Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn bei unterschiedlichen E_T -Schwellen.	45
A.8	Explizite BDT-Konfigurationen aus dem PanTau-Code.	46
A.9	Migrationsmatrizen eines ZTauTau-Datensatzes mit unterschiedlichen BDT-Konfigurationen.	47
A.10	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 1p0n-vs-1p1n eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>NTrees</code> , <code>MaxDepth</code> und <code>Shrinkage</code>). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	48
A.11	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 1p1n-vs-1pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>NTrees</code> , <code>MaxDepth</code> und <code>Shrinkage</code>). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	49
A.12	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>NTrees</code> , <code>MaxDepth</code> und <code>Shrinkage</code>). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	50
A.13	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 1p0n-vs-1p1n eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>MinNodeSize</code> und <code>nCuts</code>). Die Default-Kurve und die (<code>MinNodeSize: 1.00</code> , <code>nCuts: 50</code>)-Konfiguration verlaufen einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	51
A.14	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 1p1n-vs-1pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>MinNodeSize</code> und <code>nCuts</code>). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	52
A.15	ROC-Kurven für den Zerfallsmodustest 3p0n-vs-3pXn eines GammaTauTau-Datensatzes mit nominellen E_T -Schwellen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen (Parameter <code>MinNodeSize</code> und <code>nCuts</code>). Die Default-Kurve verläuft einzeln, alle anderen Kurven liegen aufeinander.	53
A.16	BDT-Overtraining-Tests (Kolmogorov-Smirnov-Test) der drei Zerfallsmodustests der Bestfall-Konfiguration (pinke ROC-Kurve).	54

Tabellenverzeichnis

2.1	τ^- -Zerfallsmodi mit jeweiligem Verzweigungsverhältnis und Nomenklatur [4] [14]	7
4.1	E_T -Schwellen zur Pile-Up-Unterdrückung [4, Tab. 5.1].	18
4.2	Sortierung der Ereignisse R_{ijk} in ihren Zerfallsmodustest [4, Kap. 5.3.2].	19
5.1	BDT-Parameter aus TMVA mit zugehörigem Wertebereich (falls vorhanden) [23] [24, S. 363, 365].	25
6.1	Gesamteffizienz in Prozent sowie Effizienzen und Anzahl der Ereignisse in den Einträgen der Hauptdiagonalelemente (True = Reco) der Migrationsmatrizen bei unterschiedlichen E_T -Schwellen aus dem ZTauTau-Datensatz in relativen und absoluten Zahlen mit statistischen Fehlern (u.N. = unter Nominal). Der Trend zeigt die Richtung der Veränderung von Nominal an.	30
7.1	Gesamteffizienz in Prozent sowie Effizienzen und Anzahl der Ereignisse in den Einträgen der Hauptdiagonalelemente (True = Reco) der Migrationsmatrizen bei unterschiedlichen BDT-Konfigurationen aus dem ZTauTau-Datensatz in relativen und absoluten Zahlen mit statistischen Fehlern. Der Trend zeigt die Richtung der Veränderung von Default an.	35
A.1	Explizite CutValues aus dem GammaTauTau-Datensatz mit der Default bzw. Nominal -Konfiguration des BDT bei unterschiedlichen E_T -Schwellen und dem Bestfall (pinke ROC-Kurve) der BDT-Anpassung (u.N. = unter Nominal).	55