

Rekonstruktion der invarianten Masse des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles mit einem neuronalen Netzwerk

Yann Buchholzer

Bachelorarbeit in Physik
angefertigt im Physikalischen Institut

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

Januar 2024

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

Bonn,
Datum

.....
Unterschrift

- 1. Gutachter: Priv. Doz. Dr. Philip Bechtle
- 2. Gutachter: Prof. Dr. Klaus Desch

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Das Standardmodell	2
2.1	Tau-Lepton	3
2.2	Z-Boson	4
2.3	Higgs-Boson	4
3	Experimenteller Aufbau	6
3.1	LHC	6
3.2	ATLAS	6
3.2.1	Magnetische Systeme	7
3.2.2	Innerer Detektor	7
3.2.3	Kalorimeter	7
3.2.4	Myon-Spektrometer	8
3.3	Erzeugung der Higgs-Bosonen am LHC	8
3.4	Daten und Monte-Carlo Simulation	9
4	Ditau Massenrekonstruktion	10
4.1	MMC	10
4.2	Neuronales Netzwerk	12
4.2.1	Grundaufbau	12
4.2.2	Maschinelles lernen	13
4.2.3	Verwendete Einstellungen	14
5	Voranalyse	16
5.1	Modelle	16
5.2	Verwendete Abbildungsart	17
5.3	Validation vorheriger Arbeit	17
5.4	Anwendung auf simulierte Higgs- und Z-Datensätze	18
5.5	Kalibration	22
5.6	Modellauswahl	23
5.6.1	Histogrammvergleich	23
5.6.2	ROC-Kurve	27
5.6.3	Normierung	28

6 Analyse und Systematik	30
6.1 Analyse	30
6.2 Systematik	33
7 Zusammenfassung	37
A Anhang	38
Literatur	48
Abbildungsverzeichnis	50
Tabellenverzeichnis	52

Einleitung

Seit seiner Entdeckung im Jahr 2012 wird das Higgs-Boson immer genauer untersucht. Dazu wird der Zerfall der Higgs-Bosonen genauer betrachtet. Dabei zerfällt das Higgs-Boson auch über den sogenannten Ditauserfall. Da die Z -Bosonen auch in zwei Tauonen zerfallen und ebenfalls eine neutrale Ladung besitzen, muss bei einem gemessenen Ditauserfall sein Ursprungsteilchen bestimmt werden. Dies geschieht über die Bestimmung der Masse, welche aber nicht direkt messbar ist. Die Tauonen zerfallen nach so kurzer Zeit, dass die Tauonen selbst nicht gemessen werden können, weswegen dessen Zerfallsteilchen gemessen werden. Beim Tauonzerfall entstehen Neutrinos. Diese wechselwirken nicht mit dem Detektor, daher lässt sich die gesamte Energie des Zerfalles, und somit die Masse des Higgs-Bosons, nur zusammen mit der fehlenden Energie bestimmen, was die Rekonstruktion erschwert. Als Lösung wurde der wahrscheinlichkeitsbasierte Missing Mass Calculator (MMC) entwickelt, um die Masse der Higgs-Bosonen zu rekonstruieren. Dieses Verfahren ist rechnerisch sehr aufwendig und muss für jeden Massenbereich neu angepasst werden. Daher wird eine neue Rekonstruktionsmöglichkeit betrachtet: Das neuronale Netzwerk. Die Alternative zum MMC benötigt einen viel geringeren Rechenaufwand, da dieses nur einmal für einen großen Massebereich trainiert werden muss, statt wie beim MMC immer neu angepasst zu werden.

In dieser Arbeit soll die Nutzung eines neuronalen Netzwerkes zur Rekonstruktion der Ditaui-Masse genauer untersucht werden. Dabei werden nur Ditaui-Ereignisse betrachtet, bei welcher beide Tauonen hadronisch zerfallen. Es werden drei verschiedene neuronale Netzwerke genutzt, welche auf verschiedene Samples trainiert sind. Das γ^* -Sample berücksichtigt weder den Spin-0 des Higgs-Bosons noch die Paritätsverletzung des Z -Bosons. Das Tauspinner-Sample soll die Paritätsverletzung imitieren, während das Spin-0-Sample den Spin des Higgs-Bosons imitieren soll. Zunächst wird aber untersucht, ob die Rekonstruktion der Masse eines $H \rightarrow \tau\tau$ - und $Z \rightarrow \tau\tau$ -Prozesses überhaupt funktioniert und sinnvolle Ergebnisse liefert. Dies wird für beide Ditaui-Prozesse zunächst separat betrachtet (nur H bzw. $Z \rightarrow \tau\tau$ -Prozess). Mit einem kombinierten $H \rightarrow \tau\tau$ - und $Z \rightarrow \tau\tau$ -Prozess wird das neuronale Netzwerk ausgewählt, welches am besten die beiden Prozesse unterscheidet. Mit diesen neuronalen Netzwerk werden die $H \rightarrow \tau\tau$ -Prozesse betrachtet, wobei die Resultate nach Higgsproduktionsart unterschieden werden. Diese Resultate werden mit dem MMC verglichen.

Das Standardmodell

Das Standardmodell der Teilchenphysik beinhaltet den heutigen Kenntnisstand von Elementarteilchen und deren Wechselwirkungen untereinander. Darin werden drei der vier fundamentalen Wechselwirkungen beschrieben: Die elektromagnetische, die schwache und die starke Wechselwirkung. Mit Hilfe des Standardmodells lassen sich gute Vorhersagen über subatomare Vorgänge machen. Die letzte fundamentale Wechselwirkung, die Gravitation, spielt aufgrund ihrer Schwäche im subatomaren Bereich keine große Rolle.

In Abbildung 2.1 sind die Elementarteilchen des Standardmodells abgebildet. Diese sind bis auf das Higgs-Boson in drei große Gruppen unterteilt: Die Quarks, die Leptonen und die Austauschteilchen der Wechselwirkungen.

Die Familie der Leptonen besteht aus den mit einer Elementarladung geladenen Elektronen, Myonen, Tauonen, sowie deren neutralen zugehörigen Neutrinos. Bei einer Wechselwirkung bleibt die Leptonenzahl erhalten. Die Familie der Quarks wird nach seinen Flavour unterschieden. Diese sind up, down, strange, charm, bottom und top. Die Quarks besitzen eine sogenannte Farbe, sodass diese im Gegensatz zu den Leptonen stark wechselwirken können. Quarks treten aufgrund der starken Wechselwirkung nie alleine auf, sondern immer in Verbindung mit mindestens einem anderen Quark als farbneutrales Hadron. Die Leptonen und die Quarks treten in drei verschiedenen Generationen auf, wobei jede Generation die selben Eigenschaften aufweist, aber eine unterschiedliche Masse besitzt. Jede Quarkgeneration besitzt ein Quark mit positiver Zweidrittelelementarladung und negativer Eindrittelelementarladung. Sowohl Leptonen, als auch Quarks sind Fermionen, besitzen also einen halbzahligen Spin. Jedes Teilchen dieser Familien besitzt ein passendes Antiteilchen, was dieselbe Masse, aber die gegenteilige Ladung, besitzt.

Die drei Wechselwirkungen werden durch den Austausch der Vektorbosonen vermittelt. Diese besitzen im Gegensatz zu den fermionischen Leptonen und Quarks statt einem halbzahligen Spin den ganzzahligen Spin 1. Bei der elektromagnetischen Wechselwirkung wird an die Ladung gekoppelt und ein Photon ausgetauscht. Bei der starken Wechselwirkung wird an Farbe gekoppelt und ein Gluon ausgetauscht, welches selbst auch Farbe besitzt. Beide Austauschteilchen besitzen keine Masse. Je nach Ladung wird bei der schwachen Wechselwirkung ein geladenes W -Boson oder ein neutrales Z -Boson ausgetauscht. Diese besitzen im Gegensatz zu dem Gluon und dem Photon Masse. Das Higgs-Boson ist das einzige bekannte Elementarteilchen mit Spin 0 [2].

In dieser Arbeit sind vor allem das Tauon, das Z -Boson und das Higgs-Boson wichtig, weshalb auf diese nun genauer eingegangen werden soll. Dabei soll hier angemerkt werden, dass in der Arbeit mit natürlichen Einheiten gearbeitet wird und somit $c = 1$.

Standardmodell der Elementarteilchen

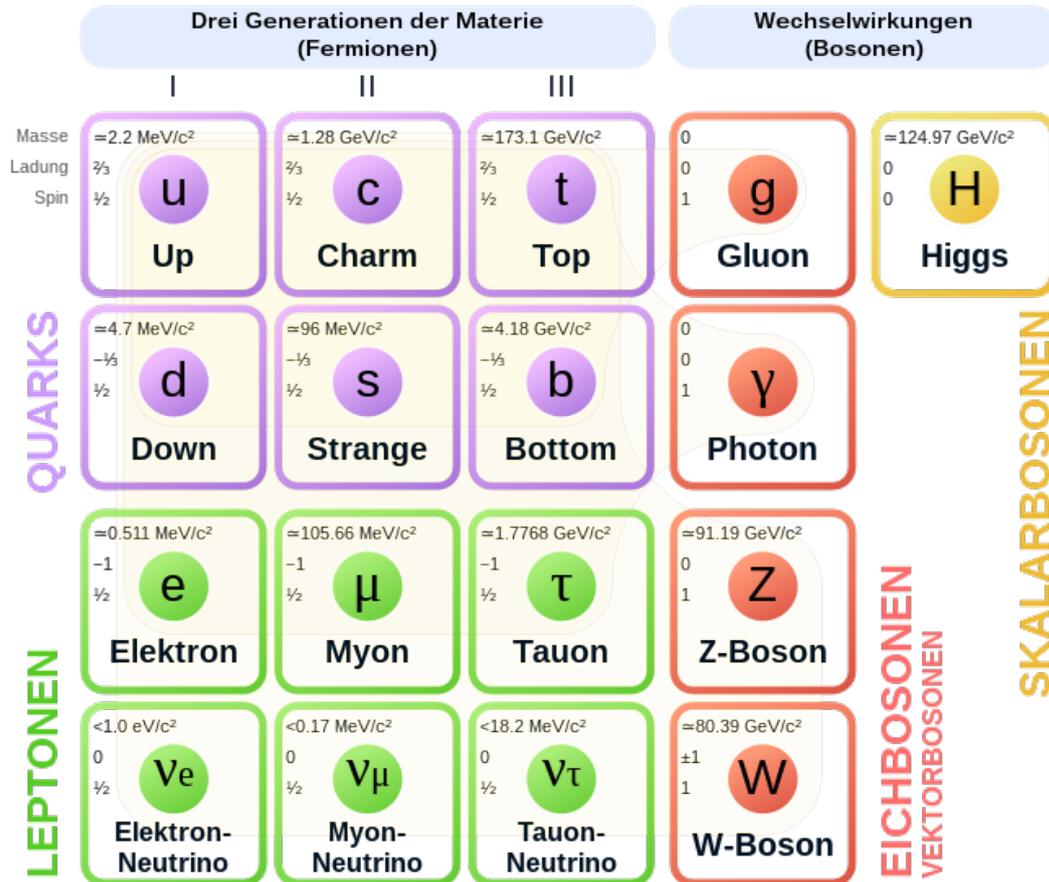


Abbildung 2.1: Standardmodell der Elementarteilchen (aus [1])

2.1 Tau-Lepton

Das Tau-Lepton, auch Tauon genannt, ist das schwerste bislang entdeckte Lepton. Es wurde 1975 von M.L. Perl [3] mit Hilfe des Speicherringes SPEAR des SLAC bei einer Elektron-Positron-Kollision entdeckt, als bei der Energiemessung von entgegengesetzt geladenen Elektron-Myon-Paaren deren Energie deutlich niedriger als die bereitgestellte Schwerpunktsenergie war. Mit Hilfe der Produktionsschwelle $\sqrt{s} = 2m_\tau c^2$ konnte die Ruheenergie des Tauon mit $m_\tau = (1,77683 \pm 0,00016) \text{ GeV}$ bestimmt werden [4]. Das Tauon ist somit schwerer als die Leptonen vorheriger Generationen, aber auch schwerer als einige Hadronen.

Das Tauon ist nicht stabil und zerfällt nach einer mittleren Lebensdauer von $\tau_\tau = (0,2906 \pm 0,0010) \cdot 10^{-12} \text{ s}$ [4]. Das Tauon zerfällt in etwa 17,8% der Fälle in Elektronen, zu 17,4% in Myonen und zu 64,8% hadronisch, wobei der Zerfall immer über die schwache Wechselwirkung stattfindet und auch immer ein Tauon neutrino frei wird [5]. Ein Feynmann Diagramm der häufigsten Tau-Zerfälle ist in Abbildung 2.2 zu sehen. Beim Zerfall entsteht immer ein Tauon neutrino und bei leptonischen Zerfall ein entsprechendes

Antineutrino. Diese Neutrinos können mit einem Detektor nicht direkt gemessen werden und sind daher „unsichtbar“.

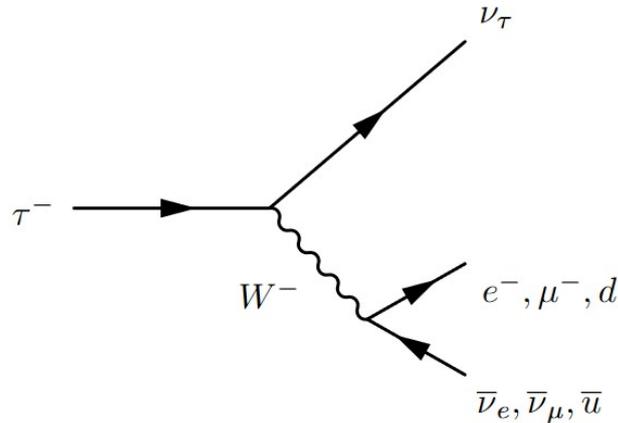


Abbildung 2.2: Feynman Diagramm der häufigsten Tauonzerfälle

2.2 Z-Boson

Das Z-Boson ist das ungeladene Austauschteilchen der schwachen Wechselwirkung. Es wurde in den 1960er Jahren von S. Glashow, A. Salam und S. Weinberg vorhergesagt und 1983 durch das UA1 und das UA2 Experiment am CERN experimentell bestätigt [6]. Es besitzt eine Ruhemasse von $m_Z = 91,19 \text{ GeV}$ und hat mit einer Zerfallsbreite von $\Gamma_Z \approx 2,5 \text{ GeV}$ eine mittlere Lebensdauer von etwa $\tau_Z \approx 2,6 \cdot 10^{-25} \text{ s}$. Das Z-Boson zerfällt in etwa 69% der Fälle zu Hadronen, in 21% zu Neutrinos und in 10% zu Leptonen. In dieser Arbeit interessiert uns der Zerfall $Z \rightarrow \tau\tau$ der in 3,3696% der Fälle auftritt [7].

2.3 Higgs-Boson

Das bisher letzte entdeckte Elementarteilchen ist das Higgs-Boson. Das Higgs-Boson wurde 1964 von P. Higgs postuliert, um das Vorhandensein von Masse zu erklären. Nach der Theorie gibt es ein unsichtbares Higgsfeld mit dem Teilchen interagieren. Bei der Wechselwirkung mit dem Feld erhalten die Teilchen ihre Masse. Das Austauschteilchen dieser Wechselwirkung ist das Higgs-Boson. Das Higgs-Boson konnte im Jahr 2012 am CERN nachgewiesen werden [2].

Das Higgs-Boson hat eine Masse von etwa $125,25 \text{ GeV}$ und eine mittlere Lebensdauer im Bereich 10^{-22} s [8]. Das Higgs-Boson zerfällt aufgrund seiner hohen Masse in der Regel in massereiche Teilchen mit $m_{\text{Teilchen}} < m_H$. In Tabelle 2.1 ist das Verzweungsverhältnis aufgelistet.

Zerfallsart	Verzweigungsverhältnis in %
$H \rightarrow b\bar{b}$	57,8
$H \rightarrow WW$	21,6
$H \rightarrow \tau^+\tau^-$	6,4
$H \rightarrow gg$	8,6
$H \rightarrow c\bar{c}$	2,9
$H \rightarrow ZZ$	2,7
$H \rightarrow \gamma\gamma$	0,2

Tabelle 2.1: Vorhergesagtes Verzweigungsverhältnis des Higgs-Bosons mit einer Masse von 125 GeV (aus [4]). Die Unsicherheit wurde nicht mitangegeben)

Man sieht in Tabelle 2.1, dass Higgs-Bosonen auch in massenlose Gluonen und Photonen zerfallen. Dies geschieht über eine Schleife von virtuellen Top-Quarks und W-Bosonen. Die Umkehrung dieser Zerfälle wird genutzt um Higgs-Bosonen zu erzeugen. In dieser Arbeit interessiert uns der Zerfall in hadronischen Tauon-Leptonen. Ein Zerfall $H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ ist beispielsweise in Abbildung 2.3 dargestellt [4].

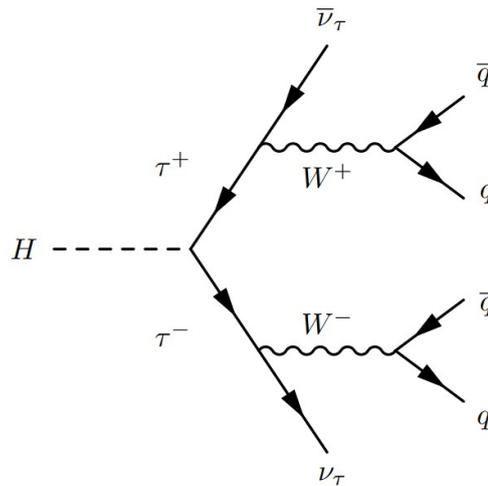


Abbildung 2.3: Feynman Diagramm eines $H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Zerfalls

Experimenteller Aufbau

In dieser Arbeit wurde mit bereitgestellten Daten gearbeitet, welche vom ATLAS-Detektor stammen. In diesen Abschnitt soll kurz erklärt werden woher die Daten stammen und wie sie gemessen wurden.

3.1 LHC

Der **L**arge **H**adron **C**ollider (LHC) befindet sich am CERN in Genf und ist der bislang stärkste Teilchenbeschleuniger der Welt. Der Beschleuniger liegt in etwa 100 m Tiefe und besitzt einen Umfang von etwa 27 km. Der Ring besteht aus supraleitenden Magneten mit zusätzlichen Strukturen um die Teilchen zu beschleunigen. Mit dem LHC können Protonen sowie Bleikerne zur Kollision gebracht werden. Die Protonen werden dafür mindestens 20 Minuten lang beschleunigt, damit sie nahezu Lichtgeschwindigkeit erreichen. Sie besitzen dann eine Energie von etwa 7 TeV. Die Protonen bleiben aber weiterhin im Beschleuniger bis genügend Protonen zur Verfügung stehen, damit eine Kollision sehr wahrscheinlich ist. Diese Kollision können gezielt an vier verschiedenen Detektoren durchgeführt werden [9].

Diese Detektoren sind ALICE, LHCb, CMS und ATLAS. ALICE (**A** **L**arge **I**on **C**ollider **E**xperiment) wird zur Untersuchung von Quark-Gluon Plasma genutzt, eine Phase welche bei extrem hohen Energiedichten von stark wechselwirkender Materie auftritt. LHCb (**L**arge **H**adron **C**ollider **b**eauty) untersucht b-Quarks um Differenzen zwischen Materie und Antimaterie zu studieren. CMS (**C**ompact **M**uon **S**olenoid) ist genau wie ATLAS ein Detektor, welcher für mehrere Anwendungen genutzt wird. So wird hier zum Beispiel nach Teilchen gesucht, welche für die dunkle Materie verantwortlich sind, aber es wird auch das Standardmodell weiter untersucht [10]. Da in dieser Arbeit ATLAS-Daten genutzt werden, soll ATLAS im nächsten Abschnitt kurz erklärt werden.

3.2 ATLAS

Der ATLAS-Detektor (**A** **T**oroidal **L**H**C** **A**pparatu**S**) ist 46 m lang und hat ein Durchmesser von 25 m [11]. Der Detektor besteht aus mehreren kleineren Detektoren und Kalorimetern, um verschiedenste Teilchen zu detektieren. Der Aufbau des ATLAS-Detektors ist in Abbildung 3.1 zu sehen. Im weiteren werden die wichtigsten Bestandteile von ATLAS kurz erläutert.

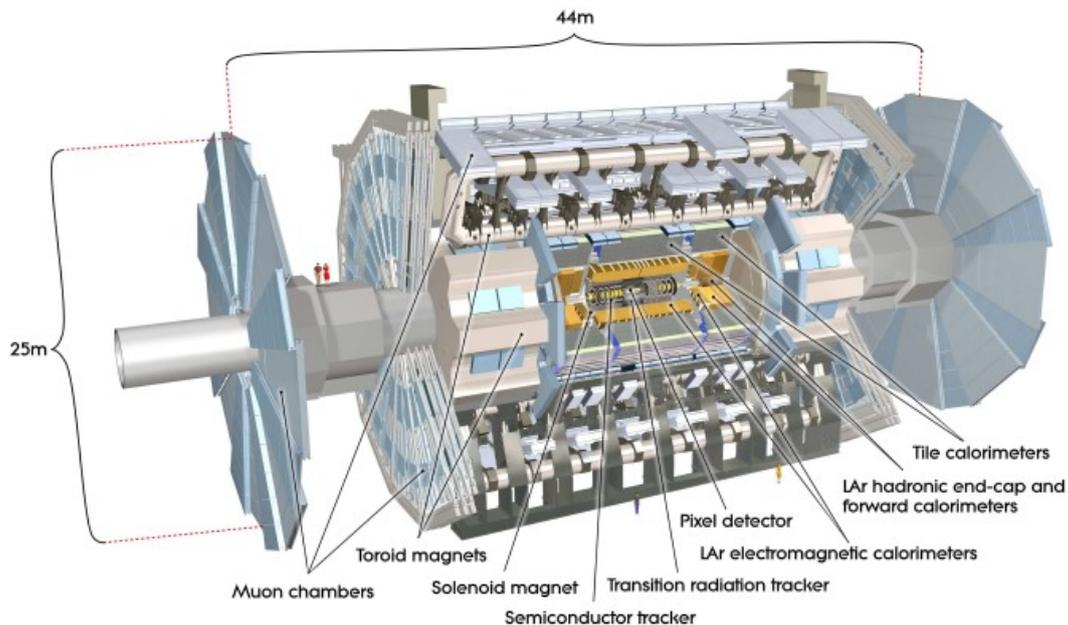


Abbildung 3.1: Aufbau des ATLAS-Detektors (aus [12])

3.2.1 Magnetische Systeme

Es gibt zwei Magnetsysteme im Atlasdetektor. Ein Solenoid liefert 2 T für den Inneren Detektor. Das zweite System besteht aus Toroiden und liefert 3,5 T für den Myon-Spektrometer. Diese bestehen aus acht Spulen, die radialsymmetrisch um den Strahl verteilt sind. Zwei Toroiden befinden sich am Ende des Detektors (end-cap-toroid) und ein großes dazwischen (barrel-toroid) [13].

3.2.2 Innerer Detektor

Der Innere Detektor besitzt die höchste Auflösung und misst Richtung, Ladung und Impuls von geladenen Teilchen. Er besteht aus drei verschiedenen Detektoren. Der Pixeldetektor befindet sich in unmittelbarer Nähe am Strahl und kann daher kurzlebige Teilchen wie die τ -Leptonen messen. Der zweite Detektor ist ein *Semiconductor tracker* und umgibt den Pixeldetektor. Mit diesem Detektor wird die Spur des geladenen Teilchens gemessen. Der letzte Detektor ist ein *Transition radiation tracker*, welcher aus dünnwandigen Driftrohren besteht. Dieser Detektor wird genutzt um die Art des Teilchens zu bestimmen [14].

3.2.3 Kalorimeter

Im ATLAS-Detektor befindet sich ein elektromagnetisches und ein hadronisches Kalorimeter. Das elektromagnetische Kalorimeter ist ein Blei-LAr-Detektor. Der elektromagnetische Kalorimeter dient zur Messung der Energie von Elektronen, Photonen und Hadronen. Manche Hadronen geben nicht ihre gesamte Energie im elektromagnetischen Kalorimeter ab. Diese werden dann mit hadronischen

Kalorimetern gemessen. Die hadronischen Kalorimeter sind *Tile*-Kalorimeter und das *LAr-forward Calorimeter*(FCAL) [13].

3.2.4 Myon-Spektrometer

Die Teilchen, die bisher nicht gemessen werden konnten, sind entweder Neutrinos oder Myonen. Neutrinos wechselwirken kaum mit ihrer Umgebung und können daher nicht detektiert werden. Myonen werden in ATLAS im Myonen Spektrometer detektiert. Dieser besteht aus mehreren Einheiten. Eine Präzisionsmessung wird mit Hilfe von MTD (Monitored Drift Tubes) bewerkstelligt. Außerdem wird eine schnelle Überprüfung mit Hilfe von RPCs (Resistive Plate Chambers) und TGC (Thin Gap Chambers) durchgeführt, um eine „Echtzeit“-Selektion von relevanten Ereignissen durchzuführen [13].

3.3 Erzeugung der Higgs-Bosonen am LHC

Im LHC werden die Higgsteilchen durch Proton-Proton Kollisionen erzeugt. Vier der wichtigsten Verfahren sind in Abbildung 3.2 abgebildet. Bei der Gluon-Gluon-Fusion werden die Higgsteilchen mit Hilfe einer Quark-Schleife erzeugt (Abbildung 3.2(a)). Bei der Vektor-Boson-Fusion fusionieren zwei Vektorbosonen, welche von Quarkteilchen abgestrahlt wurde, zu einem Higgsteilchen (Abbildung 3.2(b)). Ein Higgsteilchen kann auch als Bremsstrahlung eines *W*- oder *Z*-Bosons abgestrahlt werden (Abbildung 3.2(c)). Schließlich kann ein Higgsteilchen bei einer top-Antitop-Wechselwirkung produziert werden (Abbildung 3.2(d)). Dabei stammen die benötigten Gluonen bzw. Quarks aus der Proton-Proton-Kollision [15].

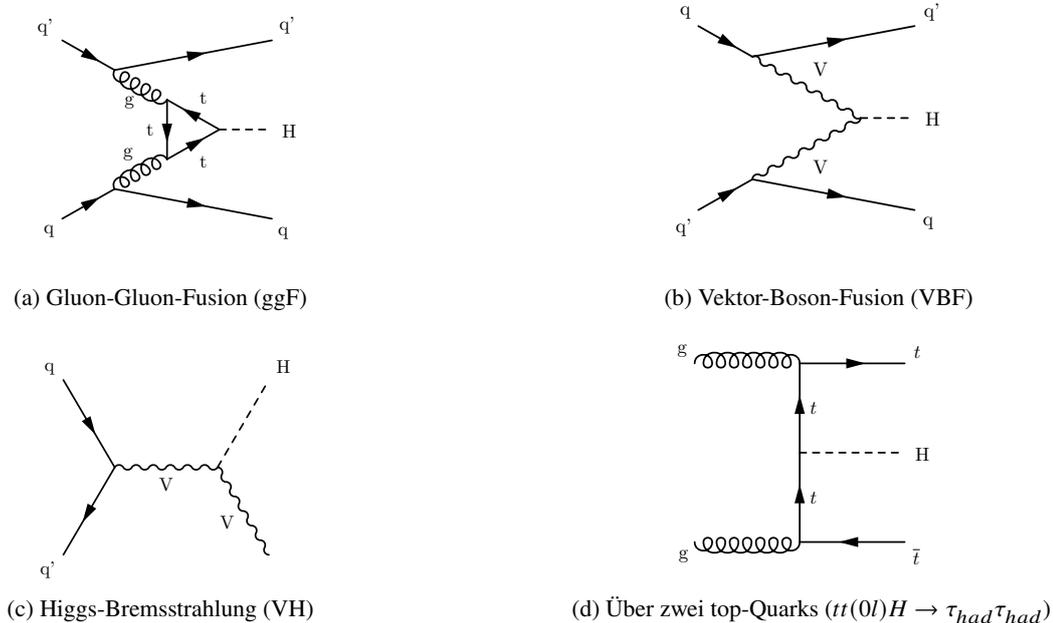


Abbildung 3.2: Erzeugung eines Higgsteilchens

3.4 Daten und Monte-Carlo Simulation

In dieser Arbeit werden Daten verwendet, welche als $H, Z \rightarrow \tau\tau$ -Prozesse erkannt wurden. Diese Prozesse enthalten neben dem Ditaue-Zerfall eines Higgsteilchen und Z -Bosons auch weitere Ereignisse, welche als Untergrund zusammengefasst werden. Diese Daten stammen aus den Jahren 2015-2018 und wurden bei Experimenten mit einer Schwerpunktsenergie von 13 TeV gemessen. Diese Daten dienen zur Kontrolle der Ergebnisse.

Das neuronale Netz arbeitet hier mit Monte-Carlo-Simulationen, welche $H \rightarrow \tau\tau$ bzw. $Z \rightarrow \tau\tau$ Ereignisse mit Untergrund modelliert haben. Dabei werden nur Tau-Leptonen betrachtet, welche hadronisch zerfallen. Diese Simulationen sind auf Proton-Proton-Kollisionen basiert. Es werden Zufallsereignisse generiert, welche auf Wahrscheinlichkeitsdichten basieren, welche wiederum auf theoretische Grundlagen und experimentelle Daten beruhen. Dabei müssen verschiedene Prozesse in Matrizenrechnungen simuliert werden: u.a. Inelastische Stöße, Jets und hadronischer Zerfall müssen generiert werden. Diese werden anschließend mit Hilfe einer ATLAS-Detektorsimulation basierend auf Geant4 verarbeitet. Mit Hilfe von SHERPA werden vor allem die $Z \rightarrow \tau\tau$ generiert. Mit POWHEG und Pythia 8 werden die meiste die $H \rightarrow \tau\tau$ generiert. Genauerer kann in [16, 17] nachgelesen werden.

Ditau Massenrekonstruktion

In dieser Arbeit wird der Ditau-Zerfall, also der Zerfall eines Teilchens in Tauon/Antitauon genauer untersucht. Mit dem Messergebnissen des Ditau-Zerfalls soll die Ditau-Masse bestimmt werden, also die Masse der Teilchen, welche in Tauon/Antitauon zerfallen ist. Die Ursprungsteilchen des Ditau-Zerfalls sind entweder Z - oder Higgs-Bosonen, aber bei dem Ereignis kann es sich auch um eine Untergrundmessung handeln. Dies herauszufinden ist die Aufgabe der Rekonstruktionsmethoden. Außerdem ist die Unterscheidung, ob der Tauon-Zerfall von einem Higgs-Boson oder einem Z -Boson ausging, sehr wichtig, ist aber zugleich schwierig zu bewerkstelligen. Da Higgs- und Z -Bosonen beide neutrale Teilchen mit einer ähnlichen invarianten Masse sind, kann man die Spur eines $H \rightarrow \tau\tau$ nicht gut von einem $Z \rightarrow \tau\tau$ -Untergrund unterscheiden.

Das Problem bei der Bestimmung der Ditau-Masse liegt an der kurzen Lebensdauer der τ -Leptonen. Die beim Zerfall von Higgs- und Z -Bosonen entstandenen Tauonen zerfallen, bevor sie den Detektor erreichen. Wie in Abschnitt 2.1 beschrieben, entsteht beim Tauonzerfall mindestens ein Neutrino, welches nicht detektiert werden kann. Die einzige Information über die Neutrinos ist der fehlende Transversalimpuls. Auch der hadronische Zerfall der Tauonen ist nicht leicht zu messen. Der resultierende hadronische Jet muss gemessen werden und zu einem Tauonzerfall zurückgeführt werden.

In diesem Abschnitt werden zwei Methoden genauer beschrieben, um die Ditau Masse trotzdem bestimmen zu können: Der MMC und das neuronale Netzwerk. Dabei sei zunächst angenommen, dass die Messungen soweit gefiltert wurden, dass tatsächlich ein Ditau-Zerfall stattgefunden hat.

4.1 MMC

Die zurzeit verwendete Methode heißt **Missing Mass Calculator (MMC)**. Um die Methode zu erklären sei einfachheitshalber angenommen, dass die Quelle der fehlenden Energie nur die beim Tauonzerfall entstehenden Neutrinos sind. Es gibt somit je nach Art des Ditauzerfalls 6-8 Unbekannte: Die drei Komponenten des unsichtbaren Impulses, welche die Tauonneutrinos tragen und bei leptonischen Tauonzerfall die invariante Masse vom entstandenen Neutrino. Der leptonische Tauonzerfall kann entweder bei einem oder bei beiden entstandenen Tauonen der Fall sein. Es gibt vier Gleichungen, welche diese Unbekannten verbinden:

$$\begin{aligned}
 E_{T,x} &= p_{un_1} \sin(\Theta_{un_1}) \cos(\Phi_{sicht_1}) + p_{un_2} \sin(\Theta_{un_2}) \cos(\Theta_{un_2}) \\
 E_{T,y} &= p_{un_1} \sin(\Theta_{un_1}) \sin(\Phi_{un_1}) + p_{un_2} \sin(\Theta_{un_2}) \sin(\Theta_{un_2}) \\
 M_{\tau_1}^2 &= m_{un_1}^2 + m_{sicht_1}^2 + 2\sqrt{p_{sicht_1}^2 + m_{sicht_1}^2} \sqrt{p_{un_1}^2 + m_{un_1}^2} - 2p_{sicht_1} p_{un_1} \cos \Delta\Theta_{us_1} \\
 M_{\tau_2}^2 &= m_{un_2}^2 + m_{sicht_2}^2 + 2\sqrt{p_{sicht_2}^2 + m_{sicht_2}^2} \sqrt{p_{un_2}^2 + m_{un_2}^2} - 2p_{sicht_2} p_{un_2} \cos \Delta\Theta_{us_2}
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Dabei bezeichnet $E_{T,x}, E_{T,y}$ die x- bzw y-Komponente der transversalen Energie und $p_{sicht_{1,2}}, m_{sicht_{1,2}}$ der Impuls und die invariante Masse der sichtbaren Tauonzerfallsprodukte. $M_{\tau_{1,2}} = 1,777 \text{ GeV}$ die Masse der beiden Tau-Leptonen. $p_{un_{1,2}}, m_{un_{1,2}}, \Phi_{un_{1,2}}, \Theta_{un_{1,2}}$ beschreiben den Impuls, die invariante Masse, den Azimuth und den Polarwinkel der unsichtbaren Zerfallsprodukte also der Neutrinos. Diese repräsentieren die Unbekannten. $\Delta\Theta_{us_{1,2}}$ beschreibt den Winkel zwischen den Vektoren $\vec{p}_{un_{1,2}}$ und $\vec{p}_{sicht_{1,2}}$. Im Falle eines hadronischen Tauonzerfalles ist $m_{un_i} = 0$ für das Tauon, da kein Neutrino vorhanden ist [18].

Mit den vier Gleichungen lassen sich nun vier Unbekannte bestimmen. Es bleiben aber mindestens zwei Unbekannte übrig. Es gibt also unendlich viele Lösungen und können analytisch nicht gelöst werden. Daher nutzt der MMC Wahrscheinlichkeiten um eine Lösung zu finden, welche numerisch mit Hilfe einer Monte-Carlo-Markovkette berechnet werden. Die Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung, um die Wahrscheinlichkeit zu berechnen, stammen aus den zusätzlichen Informationen $\Delta\Theta_{us_{1,2}}$, den Verhältnis zwischen sichtbarer und unsichtbarer Impuls $R_{0,1}$ und der Auflösung der fehlenden transversalen Energie $\Delta E_{x,y}^{MET}$. Diese werden für die drei τ -Leptonzerfälle $\tau_h \tau_h, \tau_l \tau_h$ und $\tau_l \tau_l$ separat betrachtet. Die genutzte Wahrscheinlichkeit für eine kinematische Verteilung wird aus den Produkt der Wahrscheinlichkeitsdichteverteilungen berechnet [17]. Für den MMC gibt es drei verschiedene Optionen für die Ausgabe:

1. MAXW: Die Lösung des MMC mit der höchsten Wahrscheinlichkeit
2. MLNU3P: Die Lösung des MMC mit dem wahrscheinlichsten 3er-Impuls der Neutrinos
3. MLM: Die Lösung des MMC mit der wahrscheinlichsten Ditaue-Masse

In dieser Arbeit wird die MLM-Option (**M**ost **L**ikely **M**ass) des MMC verwendet [17]. Die Lösungen des MMC geben recht gute Ergebnisse, welche mit den Daten übereinstimmen. Der hier verwendete MMC ist für die Z-Masse optimiert.

4.2 Neuronales Netzwerk

Das Problem mit dem MMC ist der hohe Rechenaufwand, welcher betrieben werden muss um ein Ergebnis zu erhalten. Für jeden neuen Massebereich müssen neue Einstellungen gewählt werden, welche manuell ermittelt werden müssen. Außerdem muss bei jeder Anwendung die Wahrscheinlichkeiten berechnet werden, was einen hohen Zeit- und Arbeitsaufwand bedeutet. Außerdem ist der momentan verwendete MMC für eine Z-Masse optimiert, was zur Bestimmung von höherenergetischen Teilchen zu Ungenauigkeiten führen kann.

Daher kommt die Idee neuronale Netzwerke zu benutzen, um diesen Aufwand erheblich zu verkürzen. Diese haben den Vorteil, dass man ein neuronales Netzwerk nur einmal trainieren muss, es dann aber für mehrere Datensätze benutzen kann ohne neue Einstellungen zu wählen. Außerdem deckt ein trainiertes neuronales Netzwerk ein größeres Energiegebiet ab. Schließlich ist der Rechenaufwand mit einem neuronalen Netzwerk deutlich geringer als beim MMC. Zwar benötigt das neuronale Netzwerk für das Training einen hohen Rechenaufwand, benötigt aber bei der Auswertung nur Matrizenmultiplikationen, während beim MMC Markov-Ketten genutzt werden müssen. In diesen Abschnitt wird die Idee und Funktionsweise dieser Netzwerke erklärt, sowie die Einstellungen des hier verwendeten neuronalen Netzwerkes.

4.2.1 Grundaufbau

Ein neuronales Netzwerk besteht aus mehreren sogenannten Neuronen. In Abbildung 4.1 ist ein Modell eines Neurons dargestellt. Ein Neuron hat mehrere Eingaben $x_1 - x_n$, welche gewichtet $\omega_1 - \omega_n$ in das Neuron eingelesen werden. Das Neuron selber besitzt einen Bias b . Die gewichteten Eingaben werden zusammen mit dem Bias miteinander addiert. Die Aktivierungsfunktion f wird dann auf der Summe $z = \sum_i x_i \omega_i + b$ angewendet und als Ausgabe bekommt man den Wert y' .

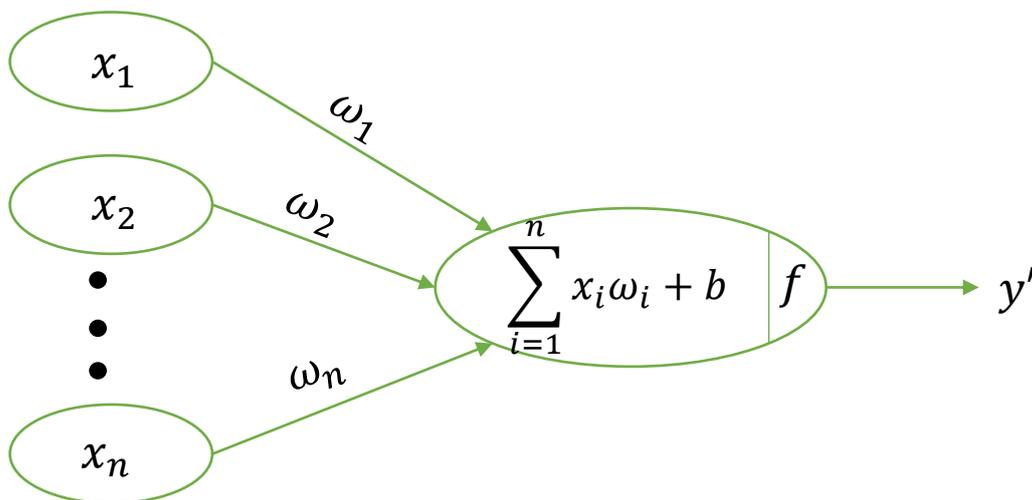


Abbildung 4.1: Modell eines künstliches Neuron

Das neuronale Netzwerk besteht aus mehreren Schichten $S_1 - S_m$ von mehreren Neuronen $N_1 - N_k$. Die erste Schicht S_1 heißt Eingabeschicht und die letzte Schicht S_m Ausgabeschicht. In der Eingabeschicht sind genauso viele Neuronen wie Eingabedaten und in der Ausgabeschicht genauso viele wie Ausgaben. Dazwischen liegen beliebig viele verdeckte Schichten mit beliebig vielen Neuronen. Man kann in den verdeckten Schicht aber niemals einsehen [19].

4.2.2 Maschinelles lernen

Zunächst sind alle Gewichte (ω_{ij} und b_j) in ein neuronales Netzwerk zufällig gesetzt. Um die Gewichte zu optimieren wird der *Backpropagation*-Algorithmus genutzt. Dieser funktioniert folgendermaßen: Zunächst benötigt man ein Trainingssample mit Eingabemerkmale und gegebenen Sollwert y . Das unkalibrierte Netzwerk gibt eine Lösung y' . Die Abweichung vom Sollwert wird mit einer Fehlerfunktion E gemessen. Nun wird der Fehler ins neuronale Netzwerk zurückgeführt, wo es zu Gewichtsadjustierungen kommt. Das Ziel der Gewichtsadjustierung ist das Finden der Lösung des Optimierungsproblems $\min E$. Dies wird durch Bestimmung des Gradienten der Verlustfunktion gelöst:

$$\frac{\delta E}{\delta \omega_{ij}} = \frac{\delta E}{\delta a_j} \frac{\delta a_j}{\delta z_j} \frac{\delta z_j}{\delta \omega_{ij}} \quad (4.2)$$

Hierbei bezeichnet ω_{ij} die Gewichtung vom Neuron i zum Neuron j , a_j die Ausgabe vom Neuron j und z_j die Summe der Gewichte im Neuron j . Die Gewichte werden nun mit der Lernrate $\alpha \ll 1$ verbessert:

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} - \alpha \frac{\delta E}{\delta \omega_{ij}} \quad (4.3)$$

Dies geschieht aber nicht für jedes Gewicht einzeln, sondern passiert in Chargen. Die Chargengröße B und die Lernrate werden vor Benutzung des neuronalen Netzwerkes eingestellt [17].

Um eine schnellere Trainingszeit zu haben, besitzt das hier verwendete neuronale Netzwerk zusätzlich die Adam-Optimierung. Somit hat jeder Parameter eine eigene Lernrate. Dazu werden zwei Variablen eingeführt:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \alpha \left(\frac{\delta E}{\delta \omega_{ij}} \right)_t \quad (4.4)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) \alpha \left(\frac{\delta E}{\delta \omega_{ij}} \right)_t^2 \quad (4.5)$$

Diese entsprechen dem ersten und zweiten Moment des Gradienten, mit festen Konstanten β_i . Um einen zusätzlichen Bias zu vermeiden wird eine Korrektur vorgenommen:

$$\bar{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1} \quad (4.6)$$

$$\bar{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2} \quad (4.7)$$

Dies führt zu folgender Gewichtsänderung eines Gewichtes Θ :

$$\Theta_t = \Theta_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{v_t} + \epsilon} \bar{m}_t \quad (4.8)$$

Dabei ist $\epsilon \ll 1$. [17]

4.2.3 Verwendete Einstellungen

Diese Arbeit baut auf den Ergebnissen von Ramy Hmaid [17] auf. Es wurden dessen trainierten neuronale Netzwerke verwendet, welches mit Tensorflow erstellt und trainiert wurde. Das verwendete neuronale Netzwerk nutzt 4 Schichten mit jeweils 16 Knoten. Die verwendete Aktivierungsfunktion f ist die SELU-Funktion (Scaled Exponential Linear Unit):

$$f = \lambda \begin{cases} x & \text{falls } x > 0 \\ Ae^x - A & \text{falls } x \leq 0. \end{cases} \quad (4.9)$$

Das A wird dabei während des Trainings bestimmt. Als Verlustfunktion wird die Verlustfunktion des mittleren quadratischen Fehlers:

$$E(y; \Theta) = \frac{1}{m} \sum_0^m (y' - y)^2 \quad (4.10)$$

verwendet. Die Chargengröße B ist 32 und die Lernrate $\alpha_0 = 0,001$. Falls es nach 15 Durchgängen zu keiner Verbesserung des Verlustes kommt, wird die Lernrate halbiert. Insgesamt durchläuft das neuronale Netzwerk 200 Durchgänge außer es kommt zu einem NaN (Not a number) Ergebnis, wo der Netzwerkdurchgang sofort beendet wird. Die verwendeten Konstanten der Adamoptimierung lauten $\beta_1 = 0,9$ und $\beta_2 = 0,99$. Als Ergebnis wird die rekonstruierte Ditaue-Masse m_{reco} ausgegeben.

In Tabelle 4.1 sind die Eingabevariablen des neuronalen Netzwerkes eingetragen. Dies beinhaltet den Transversalimpuls p_t , die Pseudorapidität η und den Azimuthwinkel Φ des energiereicheren τ_0 und von τ_1 , womit sich die sichtbare Masse rekonstruieren lässt. Dabei ist die Pseudorapidität $\eta = -\ln(\tan(\Theta/2))$ mit dem Polarwinkel Θ . Zusätzlich wird für beide Tauonen die Anzahl der rekonstruierten Spuren $n_{\tau_{0,1}}$ miteinbezogen, da mit dieser die Zerfallsart des Tauon bestimmt werden kann, welche einen Einfluss auf die Kinematik des Tauonszerfall besitzt. Die Informationen über den Neutrinoimpuls sind in der fehlenden Energie (Missing Transverse Energy [MET]) enthalten. Dafür wird der fehlende Transversalimpuls p_t^{MET} und der Azimuthwinkel Φ^{MET} genutzt [17].

τ_0				τ_1				MET	
$\tau_0^{p_t}$	τ_0^η	τ_0^Φ	n_{τ_0}	$\tau_1^{p_t}$	τ_1^η	τ_1^Φ	n_{τ_1}	p_t^{MET}	Φ^{MET}

Tabelle 4.1: Eingabevariablen des neuronalen Netzwerkes (aus [17])

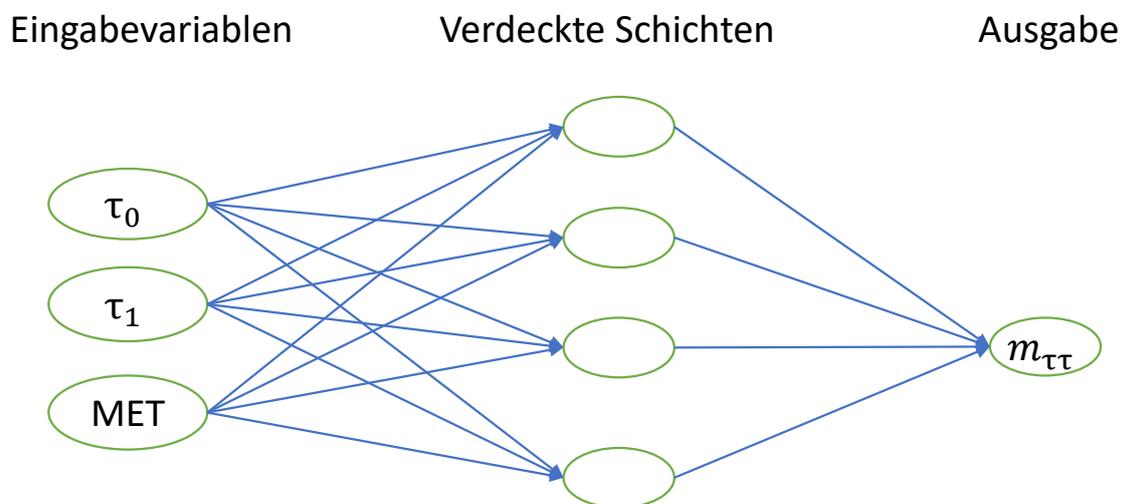


Abbildung 4.2: Vereinfachte Darstellung des genutzten neuronalen Netzwerks

In [Abbildung 4.2](#) ist eine stark vereinfachte Version des verwendeten neuronalen Netzwerks zu sehen. Es werden die Informationen der beiden Tauonen und des MET eingelesen und nach Durchlaufen der verdeckten Schichten wird die Masse $m_{\tau\tau}$ ausgegeben.

Voranalyse

5.1 Modelle

In dieser Arbeit werden neuronale Netzwerke genutzt, welche von Ramy Hmaid [17] trainiert wurden. Dieser hat drei neuronale Netzwerke trainiert, welche auf verschiedene Samples basieren. Das erste Sample ist ein Spin-1 γ^* -Sample, welcher auf eine Proton-Antiproton Interaktion basiert, wobei ein virtuelles Photon in zwei hadronische Tauonen zerfällt. Dieses Sample bildet aber weder den Spin 0 des Higgs-Boson noch die Paritätsverletzung des Z-Bosons nach. Deswegen wurden noch zwei weitere neuronale Netzwerke trainiert. Das Tauspinner-Sample soll die Paritätsverletzung des Z-Bosons imitieren, während das Spin-0-Sample den Spin des Higgs-Boson imitiert. Die Samples werden alle neu gewichtet, so dass man in allen drei Fällen eine nahezu flache Massenverteilung bekommt. Dies soll dazu dienen, dass das neuronale Netzwerk keinen Bias bekommt.

Das flache Trainingssample wurde noch vor der Neugewichtung geschnitten. Es werden nur Ereignisse mit einer Masse zwischen 60 GeV und 220 GeV betrachtet. Für Energien unter 60 GeV fehlt die Statistik, da es schwer ist diese Ereignisse zu rekonstruieren. Energien über 220 GeV sind bei der Betrachtung von $Z \rightarrow \tau\tau$ und $H \rightarrow \tau\tau$ irrelevant. Es wurden weitere Schnitte durchgeführt, welche genauer in [17] beschrieben werden. $\tau\tau$ -Ereignisse, welche behalten wurden besitzen einen Transversalimpuls von $p_{t_1} > 33$ GeV und $p_{t_2} > 23$ GeV. Außerdem waren am Ereignis genau 2 τ -Leptonen beteiligt, welche beide auch tatsächlich τ -Leptonen sind. Schließlich wurde für die Vergleichbarkeit sichergestellt, dass vom Ereignis auch eine entsprechende valide MMC Rekonstruktion gibt.

Jedes der drei Samples wurde zusätzlich in drei Teile geteilt: Eine Trainingsmenge, eine Testmenge und eine Validierungsmenge. Diese umspannen jeweils den gesamten betrachteten Massenbereich. Um diese Mengen zu definieren wurde der 160 GeV-Bereich auf Bereichen von 0,1 GeV aufgeteilt. Der Bereich mit dem wenigsten Ereignissen n_{\min} gibt dabei die Größe der Testmenge und der Validierungsmenge an. Die ersten (abgerundeten) $0,1 \cdot n_{\min}$ -Ereignissen jedes 0,1 GeV-Stückes wird der Testmenge zugeordnet. Die nächsten $0,1 \cdot n_{\min}$ -Ereignisse wurden der Validierungsmenge zugeordnet, während der Rest zu der Trainingsmenge geordnet wurde. Da beim Spin-0-Sample nicht genügend Ereignisse vorhanden waren, wurde dieser in 1 GeV Stücke unterteilt. Da sowohl die Testmenge und die Validierungsmenge eine flache Verteilung besitzen, müssen diese nicht neu gewichtet werden. Diese Unterteilung wird aber nur für das Training des neuronalen Netzwerkes genutzt, das heißt, dass Higgs-Samples und Z-Samples nicht unterteilt werden. Die resultierenden neuronalen Netzwerke basieren somit entweder auf dem γ^* -Modell, dem Spin-0-Modell oder dem Tauspinner-Modell [17].

5.2 Verwendete Abbildungsart

In diesen Abschnitt werden die in diesen Kapitel verwendeten Histogramme erklärt. Es werden drei verschiedene Abbildungsarten verwendet, um die Effizienz eines neuronalen Netzes zu bewerten. Das neuronale Netzwerk wird dabei mit RNN (**R**egression **N**eural **N**etwork) abgekürzt, wobei *Regression* in diesen Fall bedeutet, dass die Ausgabe des neuronalen Netzwerkes eine kontinuierliche Variable ist statt einer binären Ausgabe.

Die erste Abbildungsart (z. B. Abbildung 5.1(b)) zeigt auf der X-Achse die Masse in GeV und auf der Y-Achse die Anzahl der Ereignisse N . Dabei wird immer die rekonstruierte Masse (*RNN recon.* bzw. *MMC recon.*) und die wahre Masse (*true Mass*) dargestellt und der Mittelwert und die Standardabweichung mit angegeben. Diese Darstellungsart zeigt, wie oft welche Masse rekonstruiert wurde. Dabei entspricht ein Bin 3 GeV.

Die zweite Abbildungsart (z. B. Abbildung 5.2(c)) zeigt auf der X-Achse die Beziehung

$$\frac{m_{\text{reco}}}{m_{\text{true}}} - 1 = \frac{m_{\text{reco}} - m_{\text{true}}}{m_{\text{true}}}, \quad (5.1)$$

also die Relation zwischen wahrer Masse und rekonstruierter Masse, und auf der Y-Achse wieder die Häufigkeit der Ereignisse. Der Mittelwert und die Standardabweichung der Relation wird ebenfalls angegeben. Je näher die Ereignisse bei 0 liegen, desto besser werden die wahren Ereignisse rekonstruiert. Gute Ergebnisse wären schmale Gaußglocken, welche um 0 zentriert sind.

Die letzte Abbildungsart (z. B. Abbildung 5.2(e)) zeigt auf der X-Achse die wahre Masse in GeV und auf der Y-Achse wieder die Relation 5.1. Dafür wurde die wahre Masse in 10 GeV-Bins im Bereich von 60 GeV bis 220 GeV unterteilt. Die Relation wahre Masse zu rekonstruierter Masse, welche auf die wahren Masse der einzelnen Bins basiert, wurde zusammen mit der 68%-Quantile aufgetragen. Dabei wird der gesamte Bias b

$$b = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_b} b_i^2}}{n_b} \quad (5.2)$$

und die mittlere Quantile μ_b

$$\mu_b = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_b} \left(\frac{l_i+h_i}{2}\right)^2}}{n_b} \quad (5.3)$$

mit angegeben. Dabei bezieht sich i auf das i -te Bin, wovon es $n_b = 16$ gibt. l_i ist die Differenz zwischen Mittelwert und unteren 16%-Quantile von jeden Bin und h_i die Differenz mit der oberen 16%-Quantile. Dabei wird immer der Vergleich von MMC mit RNN aufgetragen.

5.3 Validation vorheriger Arbeit

Zunächst wurde in dieser Arbeit überprüft, ob die Ergebnisse aus [17] reproduziert werden kann. Falls dies nicht der Fall wäre, hieße es, dass das neuronale Netzwerk nicht funktionieren würde, da es sein Training „verlernt“ hätte. In Abbildung 5.1 befindet sich beispielsweise die rekonstruierte Dtau-Masse, welche mit Hilfe des neuronalen Netzwerkes berechnet wurde, welches auf dem Tauspinnermodell basiert. Dabei befindet sich links 5.1(a) das Ergebnis, welches in [17] genutzt wurde und rechts 5.1(b) das reproduzierte Ergebnis. Beide Histogramme sind identisch.

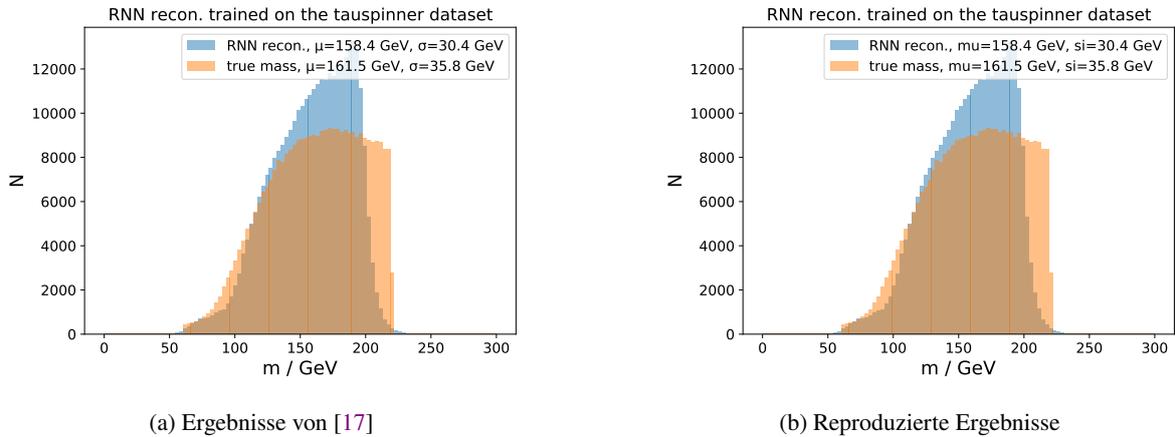


Abbildung 5.1: Rekonstruierte Massenverteilung mit einem neuronalen Netzwerk, welches auf das Tauspinner-Modell trainiert wurde: Reproduktion der Ergebnisse von [17].

Auch die anderen Modelle konnten die entsprechenden Ergebnisse, welche in [17] zu sehen sind, reproduzieren.

5.4 Anwendung auf simulierte Higgs- und Z -Datensätze

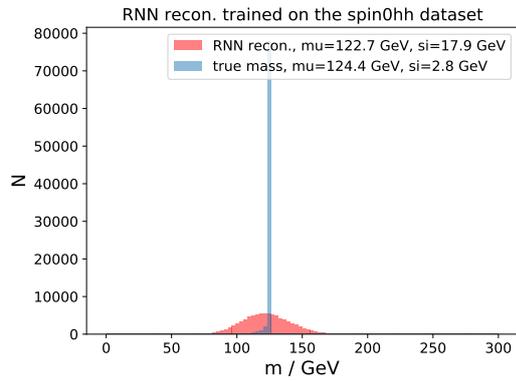
Der erste Schritt mit dem trainierten neuronalen Netzwerk ist die Anwendung auf eine Monte-Carlo-Simulation eines Higgs-Ditau-Zerfalles. Die Simulation hat 84.198 Ereignisse simuliert. Hierbei soll zunächst nur geprüft werden, ob die resultierenden Ergebnisse mit den Erwartungen übereinstimmt. Daher wird zunächst nur das Spin-0 Modell betrachtet.

Um das trainierte Netzwerk anzuwenden, musste zunächst die Transformation der Gewichtung herausgefunden werden. Beim Training wurden die Eingabevariablen x aus Tabelle 4.1 mit Hilfe von

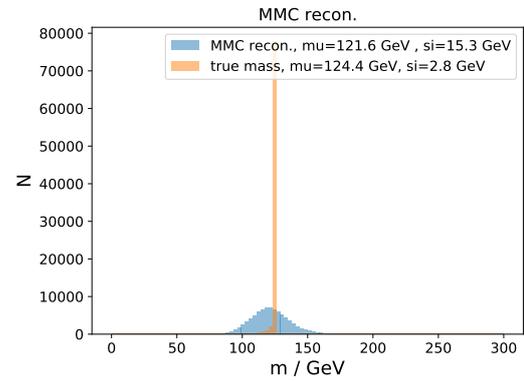
$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (5.4)$$

transformiert, wobei μ der Mittelwert und σ die Standardabweichung beim Training bestimmt wurde. Genau dieselbe Gewichtung μ und σ , welche je nach verwendetem neuronalen Netzwerk unterschiedlich waren, wurden auf die Eingabevariablen des Higgs-Samples angewendet. Schließlich wurde das neuronale Netzwerk auf diesen Daten angewendet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.2 zu sehen.

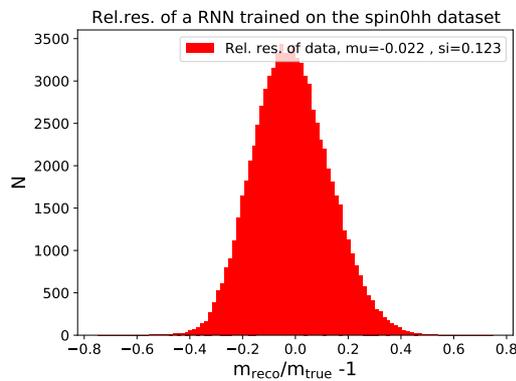
Kapitel 5 Voranalyse



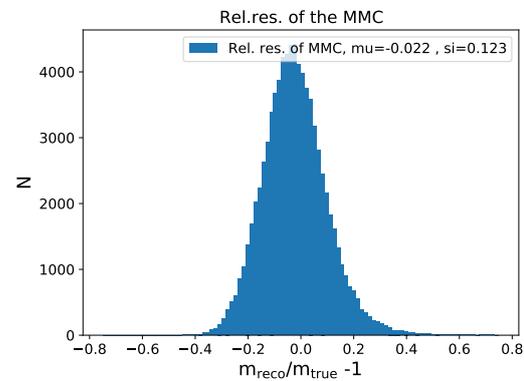
(a) Massenverteilung mit dem neuronalen Netzwerk



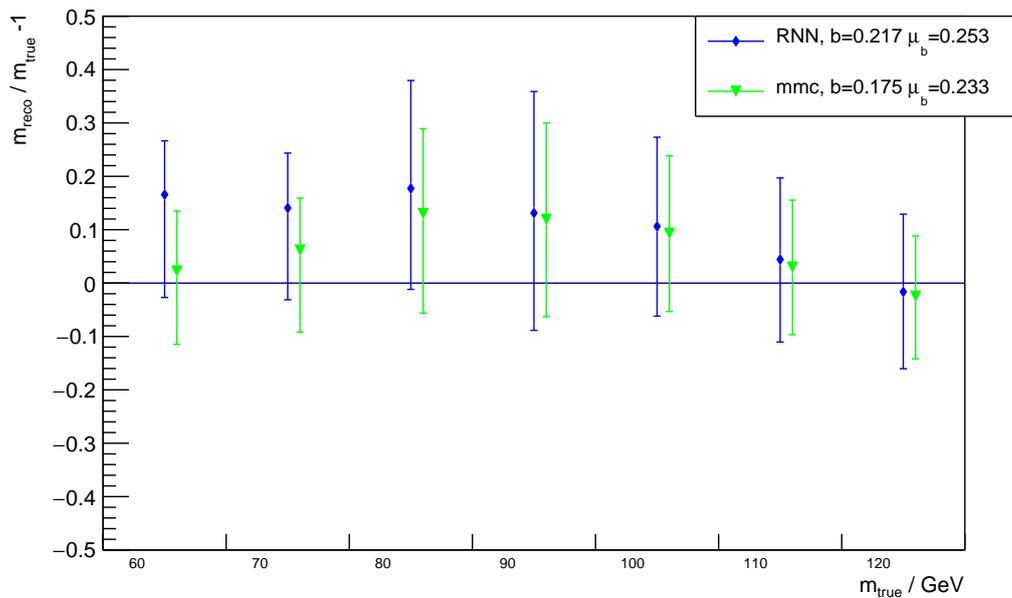
(b) Massenverteilung mit MMC



(c) Relation wahre Masse zur rekonstruierten Masse mit neuronalen Netzwerk



(d) Relation wahre Masse zur rekonstruierten Masse mit MMC



(e) Mittelwert der Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse in 10 GeV-Bins

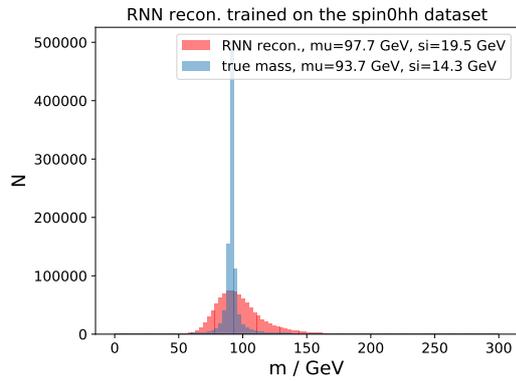
Abbildung 5.2: Ergebnisse eines Higgs-Sample mit einem neuronalen Netzwerk, welches auf den Spin-0-Modell trainiert wurde, und mit dem MMC.

Zunächst erkennt man in 5.2(a), dass sich die wahre Masse im Maximum der rekonstruierten Massenverteilung befindet. Auch der Mittelwert stimmt recht gut mit der wahren Masse überein. Im Vergleich zu dem MMC (Abbildung 5.2(b)) ist die Verteilung aber deutlich flacher, was sich auch in der höheren Standardabweichung widerspiegelt, und bildet einen etwas größeren Wertebereich ab. Auffällig ist in diesen Fall auch, dass der Mittelwert des neuronalen Netzwerks näher an der wahren Masse liegt.

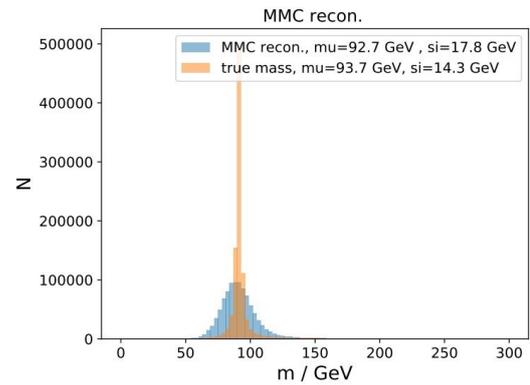
Betrachtet man die Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse (Abbildung 5.2(c)) erkennt man eine Gaußglocke, welche recht symmetrisch um die 0 zentriert ist. Dasselbe gilt für dem MMC (Abbildung 5.2(d)), wobei die Verteilung etwas schmaler und deutlich spitzer ist. Vergleicht man die Relation mit dem MMC in den einzelnen Massenbins (Abbildung 5.2(e)), so erkennt man, dass das neuronale Netzwerk die Masse etwas mehr überschätzt. In dem Bereich der Higgsmasse 120 bis 130 GeV stimmt aber die Relation mit MMC in etwa überein. Alle simulierten Ereignisse hatten dabei eine wahre Masse unter 130 GeV. Abschließend lässt sich sagen, dass die Ergebnisse bei einem reinen Higgs-Sample sehr vielversprechend sind. Da das Spin-0 Modell extra für Higgsereignisse konzipiert wurde, ist dieses Ergebnis auch zu erwarten.

Genau dasselbe Verfahren wurde auf ein Monte-Carlo- Simulation eines Z-Ditau-Zerfalles angewendet. Diesmal wurden 1.372.515 Ereignisse simuliert. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.3 zu sehen.

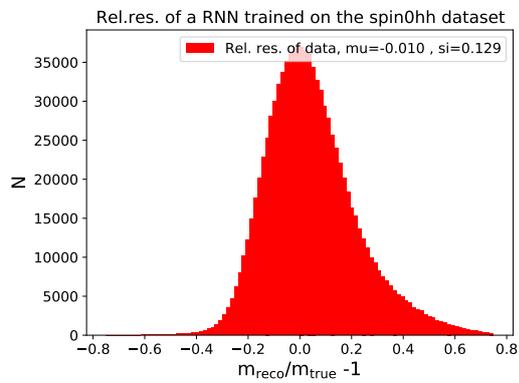
Kapitel 5 Voranalyse



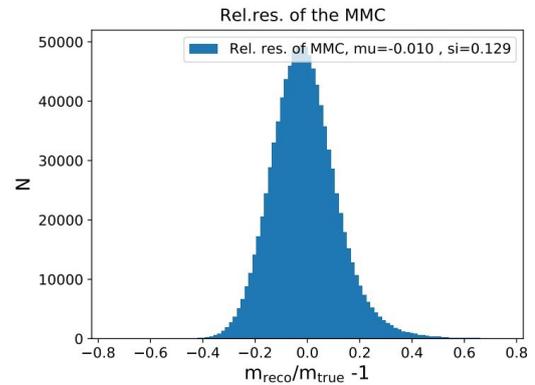
(a) Massenverteilung mit neuronalen Netzwerk



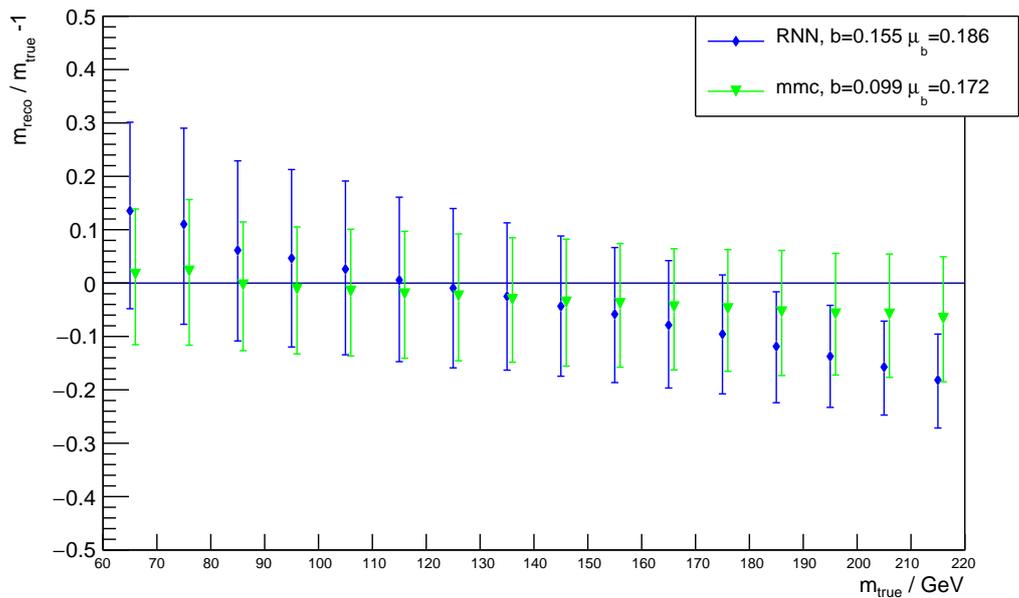
(b) Massenverteilung mit MMC



(c) Relation wahre Masse zur rekonstruierten Masse mit neuronalen Netzwerk



(d) Relation wahre Masse zur rekonstruierten Masse mit MMC



(e) Mittelwert der Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse in 10 GeV-Bins

Abbildung 5.3: Ergebnisse eines Z-Samples mit einem neuronalen Netzwerk, welches auf dem Spin-0-Modell trainiert wurde, und mit MMC.

Man erhält ähnliche Resultate wie im Fall des Higgs-Samples 5.2. Das Maximum der Massenverteilung beim neuronalen Netzwerk (Abbildung 5.3(a)) befindet sich bei der wahren Masse und die Mittelwerte stimmen näherungsweise überein. Im Gegensatz zu den Ergebnissen des Higgs-Samples ist die Verteilung aber nicht mehr symmetrisch, sondern zählt mehr Ereignisse bei höheren Energien als bei niedrigen Energien, welches man in Abbildung 5.3(c) deutlich sieht. Beim Vergleich mit dem MMC (Abbildung 5.3(b)) ist wieder eine flachere und breitere Massenverteilung beim neuronalen Netzwerk zu erkennen. Dies ist auch deutlich bei der Relation (Abbildung 5.3(d)) zu erkennen. Man erkennt diesmal auch eine deutlichere Überschätzung der Z-Masse als beim MMC in den einzelnen Massenbins (Abbildung 5.3(e)) bei der Relation zwischen wahren Masse und rekonstruierter Masse. Dies liegt daran, dass das Spin-0 Modell, wie bereits erwähnt, für ein Higgs-Zerfall und nicht für ein Z-Zerfall kreiert wurde.

5.5 Kalibration

Ramy Hmaid [17] hatte gezeigt, dass man durch Kalibration der Daten mit einem Polynom vierten Grades bessere Ergebnisse nach Anwendung des neuronalen Netzwerkes bekommen hat. Bei der Umsetzung mit diesen Samples führte die Kalibrierung aber zu einer erheblichen Unterschätzung der Masse. In Abbildung 5.4 ist die Massenverteilung des reinen Z-Samples zu sehen, nachdem es die vorgeschlagenen Kalibration von Hmaid [17] durchlaufen hat. Dabei wurde wieder das Spin-0 Modell als Training für das neuronale Netzwerk genutzt.

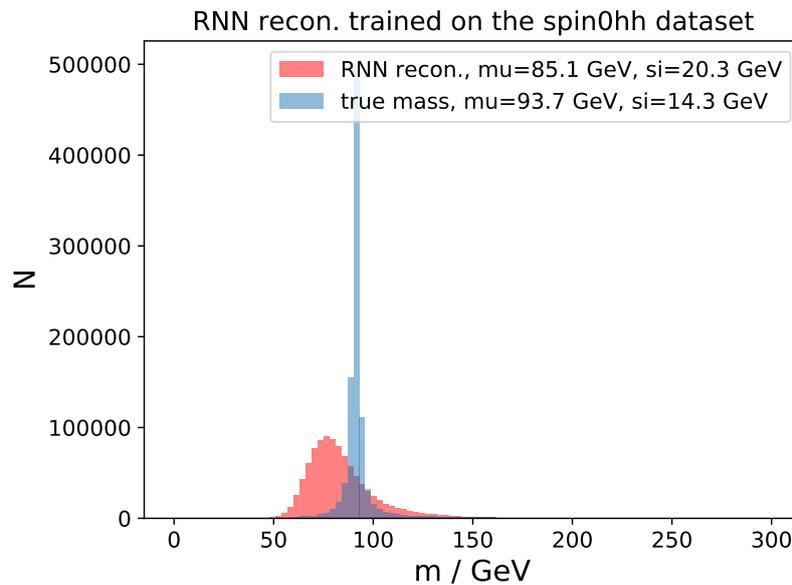


Abbildung 5.4: Massenverteilung des Z-Samples mit einem neuronalen Netzwerk, welches auf ein Spin-0 Modell trainiert wurde, nach Anwendung einer Kalibration mit einem polynom vierten Grades

Man erkennt hier recht deutlich, dass das Maximum der Verteilung sich bei einer niedrigeren Energie befindet und die Kalibration insgesamt schlechtere Ergebnisse liefert als ohne Kalibration. Das Verhalten ist noch nicht ganz verstanden und Bedarf weiterer Studien. Daher wird im folgenden auf eine Kalibration verzichtet.

5.6 Modellauswahl

Die Resultate in Abschnitt 5.4 zeigen, dass, wie erwartet, das Spin-0 Modell die Higgs-Daten sehr gut rekonstruiert, aber dafür die Z -Daten weniger gut rekonstruiert. Auch das γ^* - und das Tauspinner-Modell haben gute Ergebnisse geliefert, wobei das Tauspinner-Modell die Z -Daten am Besten rekonstruiert hat. Da man aber bei echten Daten nicht weiß, welcher Prozess gemessen wurde, muss man sich für ein Modell entscheiden. Dieses sollte die beide Zerfallsprozesse am besten rekonstruieren. Um das beste Modell auszuwählen wurden zwei Methoden genutzt.

5.6.1 Histogrammvergleich

Bei der ersten Methode wurde ein Monte-Carlo-Sample bestehend aus einer Kombination von Z - und Higgs-Ditau-Zerfällen genommen. Es wurden 8.255.925 Ereignisse simuliert. Dabei wurden drei Bereiche betrachtet: Den gesamten Massenbereich, den Bereich zwischen 90 GeV und 100 GeV, um eine Idee zu erhalten wie gut das Z -Boson rekonstruiert wird, und den Bereich zwischen 120 GeV und 130 GeV, um zu sehen, wie gut das Higgs-Boson rekonstruiert wird. Dabei wurde darauf geachtet, dass der berechnete Mittelwert und die Standarddifferenz möglichst gut mit den echten Wert übereinstimmt und dass die Form der Verteilung sinnvoll ist. Außerdem wurde bei der Relation darauf geachtet, dass die Punkte, welche die Z - bzw. Higgsmasse abbilden, möglichst nahe an der Nulllinie befinden.

In Abbildung 5.5 sieht man die resultierende Massenverteilung der kombinierten Datensätze. Man erkennt beim MMC (5.5(d)) deutlich, dass ein Maximum bei der wahren Masse des Z -Bosons und einen Sattelpunkt bei der wahren Masse des Higgs-Boson hat. Außerdem stimmt der Mittelwert fast mit der der wahren Masse überein (siehe Tabelle 5.1). Das Tauspinner Modell (Abbildung 5.5(c)) und das Spin-0 Modell (Abbildung 5.5(b)) besitzen beide eine recht ähnliche Form, welche weniger ausgeprägt ist als beim MMC (Abbildung 5.5(d)), aber eine sinnvolle Verteilung der Masse liefern. Beide berechneten Mittelwerte sind recht Nahe an dem Mittelwert der wahren Masse, wobei dieser beim Tauspinner-Modell näher ist. Dafür ist die Standardabweichung beim Spin-0-Modell geringer. Das γ^* -Modell (Abbildung 5.5(a)) hingegen scheint einen Sattelpunkt zwischen den beiden Peaks der wahren Masse zu besitzen. Außerdem weicht der Mittelwert und die Standardabweichung am stärksten vom Mittelwert des wahren Wertes ab.

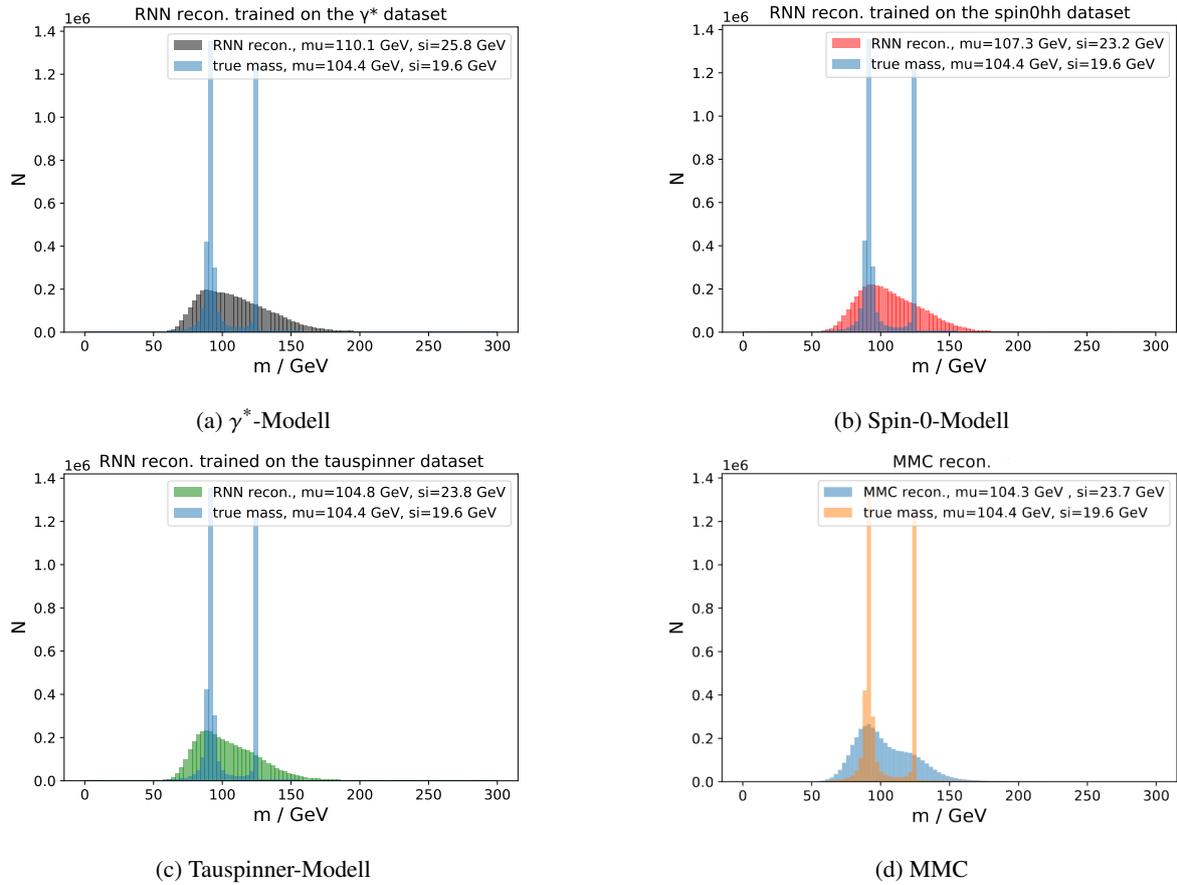


Abbildung 5.5: Rekonstruierte Massenverteilung eines simulierten Higgs- und Z-Zerfalls mit neuronalen Netzwerken basierend auf verschiedenen Modellen und mit MMC

Die Ergebnisse für den 90 bis 100 GeV und den 120 bis 130 GeV befinden sich im Anhang (Abbildungen A.1 und A.2). Diese zeigen auch, dass die Ergebnisse vom Spin-0 und Tauspinner-Modell vergleichbar sind, während das γ^* -Modell eine andere Form aufweist. Im Vergleich zum MMC weisen aber alle Massenverteilungen mit neuronalen Netzwerken eine breitere Verteilung auf. In Tabelle 5.1 sind die Mittelwerte und Standardabweichung der betrachteten Bereiche für die verschiedenen Modelle aufgelistet.

Modell	ganzes Sample		90 bis 100 GeV		120 bis 130 GeV	
	μ in GeV	σ in GeV	μ in GeV	σ in GeV	μ in GeV	σ in GeV
Wahre Masse	104,4	19,6	92,2	1,9	124,8	0,7
γ^*	110,1	25,8	98,1	17,4	129,7	19,8
Spin-0	107,3	23,2	97,2	16,3	124,2	18,1
Tauspinner	104,8	19,6	93,7	15,2	122,9	18,2
MMC	104,3	23,7	92,6	12,9	123,0	16,3

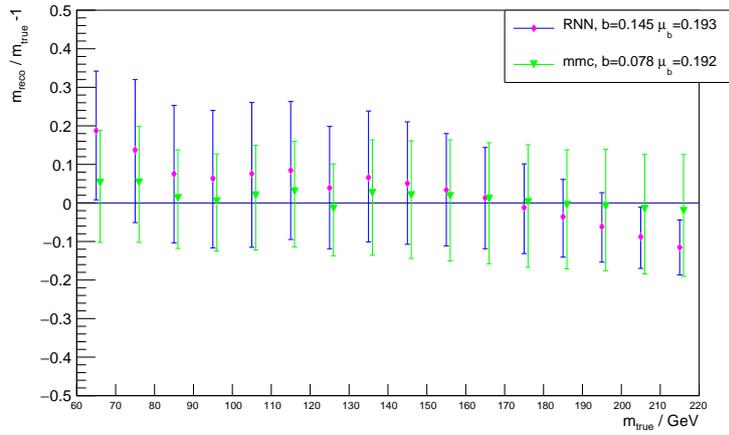
Tabelle 5.1: Mittelwert und Standardabweichung der betrachteten Modelle für das ganze kombinierte Sample und die Bereiche 90 bis 100 GeV und 120 bis 130 GeV

Wenn man nur die Werte in Tabelle 5.1 betrachtet, erkennt man, dass von den neuronalen Netzwerken, wie erwartet, der Mittelwert vom Spin-0-Modell am nächsten am Mittelwert der wahren Masse des Higgs-Bosons und der Mittelwert des Tauspinner-Modells am nächsten am Mittelwert der wahren Masse des Z-Bosons liegt. Am nächsten am Mittelwert der wahren Masse des gesamten Samples liegt das Tauspinnermodell. Hier sei auch kurz darauf hingewiesen, dass die Mittelwerte der wahren Masse nicht mit der tatsächlichen Masse übereinstimmt. Es wird vermutet, dass dies mit der gewählten Bingröße zusammenhängt.

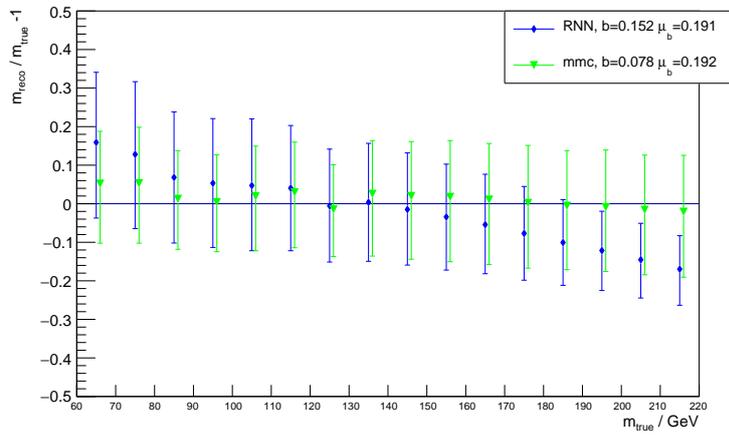
Betrachtet man die Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse (Abbildung im Anhang: Abbildung A.3) scheint es keine großen Abweichungen zwischen den drei Modellen zu geben. In Abbildung 5.6 ist diese Relation in Bins der wahren Masse der Größe von 10 GeV aufgeteilt.

Dabei interessiert uns vor allem der Bereich zwischen 90 bis 100 GeV und 120 bis 130 GeV. Da zeigt es sich, dass in diesen beiden Bereich sich nur das Tauspinner-Modell in beiden Fällen recht Nahe an der Nulllinie befindet. Dies ist beim Spin-0 Modell nur beim Bereich der Higgs-Masse der Fall und beim γ^* -Modell in keinem der beiden Fällen. Mit Hilfe der gezeigten Abbildungen, lässt sich die Modellauswahl auf das Tauspinner-Modell und das Spin-0-Modell begrenzen, wobei tendenziell das Tauspinnermodell vielversprechender ist.

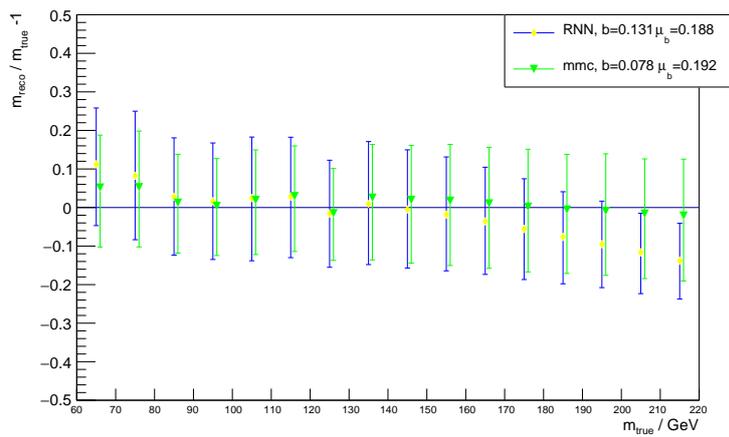
Kapitel 5 Voranalyse



(a) γ^* -Modell



(b) Spin-0-Modell



(c) Tauspinner-Modell

Abbildung 5.6: Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse in 10 GeV Bins für das kombinierte Sample. Vergleich neuronales Netzwerk mit MMC

5.6.2 ROC-Kurve

Bei der zweiten Methode wurde eine ROC-Kurve erstellt. Dafür wurden für die verschiedene Modelle jeweils für das reine Z -Sample und das reine Higgs-Sample die Ditaue-Masse rekonstruiert. Da man bei beiden Samples weiß, dass diese Samples nur aus Higgs- bzw. Z -Ditau-Zerfall entstanden sind, kann man schauen, wie gut die Modelle beide Zerfälle unterscheidet.

Mit Hilfe von Abbildung 5.7 soll die Methode genauer erklärt werden. Man hat zwei verschiedene Samples, in unseren Fall wären es ein Higgssample (blau) und ein Z -Sample (orange), welche sich überschneiden. Man möchte nun wissen wie gut diese beiden Samples unterschieden werden.

Dafür wird eine virtuelle Masse (grau) von niedrigen Energien nach hohen Energien verschoben. Außerdem weiß man aus wie vielen Ereignissen das Z -Sample besteht. Befindet sich ein bestimmter Anteil der Ereignisse links neben der virtuellen Masse (grüne Fläche), besitzt also eine niedrigere Energie als die virtuelle Masse, wird dieser Anteil als *True Positive*-Koordinate genutzt. Gleichzeitig wird auch geschaut wie viele Ereignisse des Higgs-Samples eine niedrigere Energie als die virtuelle Masse besitzen (rote Fläche). Der Anteil dieser Ereignisse zur Gesamtzahl wird als *False Positive* in der Abbildungen eingetragen. Die virtuelle Masse wird dabei so lange verschoben, bis alle Ereignisse eines Samples unter der virtuelle Masse liegen. Um zu bestimmen, welches Modell die Samples besser unterscheiden, wird die AUC (*Area under the curve*) berechnet. Dabei wird in unseren Fall tatsächlich die Fläche oberhalb der Kurve berechnet. Diese Fläche wird durch das Quadrat begrenzt, welches vom Punkt (0, 0) startet und am Punkt (1, 1) endet. Je höher die AUC ist, desto besser kann das Modell zwischen den beiden Samples unterscheiden, weil diese den Anteil der richtig zugeordneten Ereignisse an der Gesamtzahl wiedergibt.

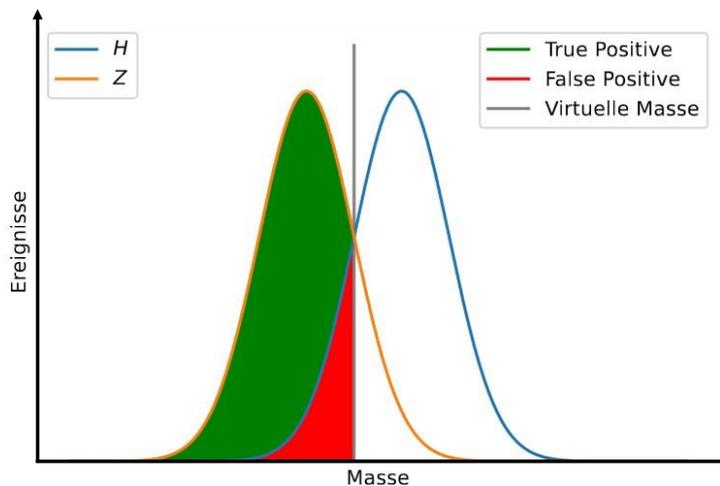


Abbildung 5.7: Verfahren der ROC-Kurve

Man erkennt somit in Abbildung 5.8, dass das MMC am besten zwischen den beiden Samples unterscheiden kann. Von den drei neuronalen Netzwerken zeigt das Tauspinnermodell das beste Ergebnis. Somit zeigt das Tauspinnermodell in beiden Methoden sehr gute Ergebnisse. Daher wird das neuronale Netzwerk basierend auf das Tauspinnermodell für die weiteren Untersuchungen genutzt.

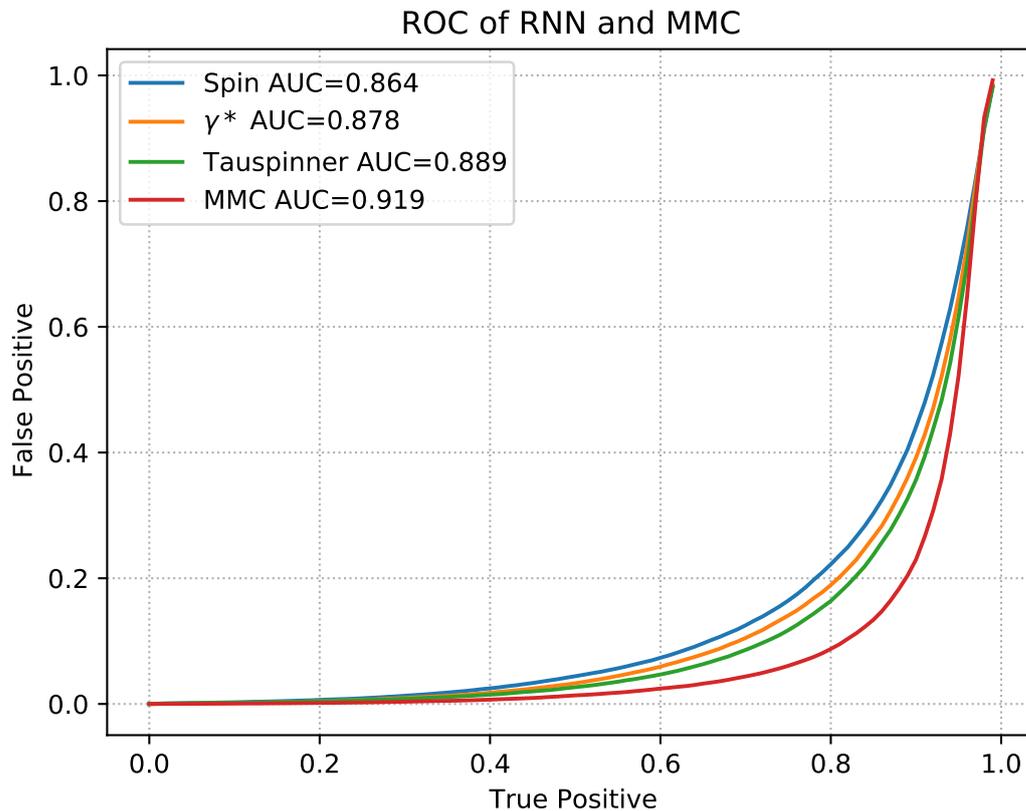


Abbildung 5.8: ROC-Kurve der neuronalen Netzwerke und des MMC: Auf *True Positive*-Achse steht der Z-Anteil und auf der *False Positive*-Achse der Higgs-Anteil

5.6.3 Normierung

Die Resultate Abbildungen in 5.5 zeigen nicht das finale Resultat. Die MC-Simulationen haben verschiedene Parameter genutzt, um die Ereignisse zu simulieren. Darunter sind auch verschiedene Wechselwirkungsquerschnitte σ und Filtereffizienzen. Da die Wechselwirkungsquerschnitte die Wahrscheinlichkeit für eine bestimmte Kollisionsart angibt und die Filtereffizienz angibt, wie effizient Ereignisse gefiltert werden, besitzen diese natürlich einen Einfluss auf die Normierung der verschiedene Ereignisse. Diese Normierung wird im nächsten Abschnitt automatisch durchgeführt. Zur Veranschaulichung des verwendetes Samples, wurden die Ergebnisse des Taumodells entsprechend normiert.

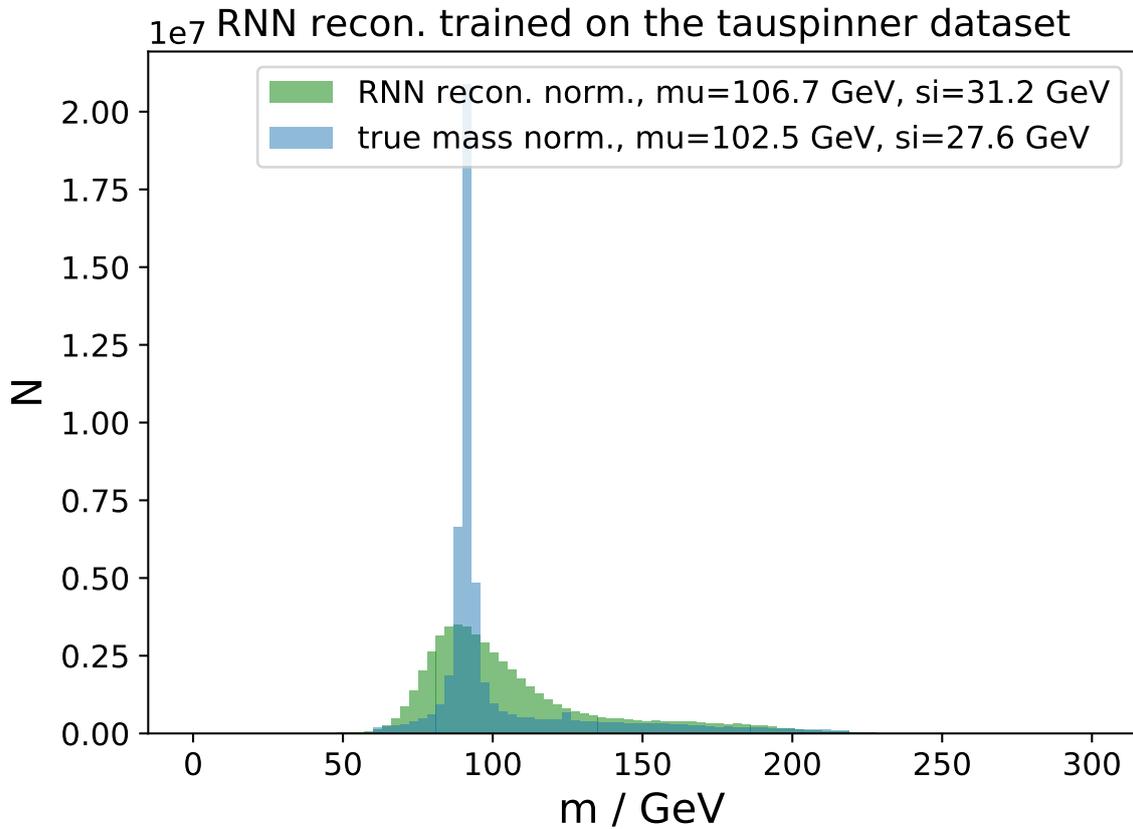


Abbildung 5.9: Normiertes Ditau-Sample eines kombinierten Z- und Higgsamples. Massenverteilung basierend auf einem neuronalen Netzwerk, welches auf dem Tauspinner-Modell trainiert wurde.

Man sieht, dass die Verteilung der rekonstruierten Ditau-Masse gut mit der wahren Masse übereinstimmt. Nun erkennt man gut die Schwierigkeit die Higgs-Masse zu rekonstruieren. Man erkennt keinen Peak bei 125 GeV, da er in der Verteilung des Z-Bosons verschwindet.

Analyse und Systematik

Bislang scheinen die Ergebnisse mit dem neuronalen Netzwerk recht sinnvoll zu sein. Im Vergleich zum MMC sind die Massenverteilungen aber flacher. In diesem Abschnitt soll bei einer konkreten Analyse untersucht werden, wie vergleichbar die Ergebnisse des neuronalen Netzwerk basierend auf dem Tauspinnermodell mit den Ergebnissen vom MMC sind und ob die Ergebnisse mit den gemessenen Daten übereinstimmen.

Wie in Abschnitt 3.3 erklärt, werden Higgs-Bosonen auf verschiedene Arten erzeugt. Man kann somit die Ereignisse in Kategorien aufteilen, die jeweils eine andere Higgs-Boson Erzeugungsart besitzt. Die in Abschnitt 5.6 verwendete MC-Simulationen eines Higgs- und Z-Ditau-Zerfalles, sowie die gemessenen Daten, welche in Abschnitt 3.4 erklärt wurden, werden mit Hilfe einer Software in diesen Kategorien aufgeteilt. Um die Software zu nutzen, muss die rekonstruierte Masse in einer ROOT-Datei gespeichert sein. Dies ist beim MMC bereits der Fall. Für das neuronale Netzwerk musste dafür $m_{\tau\tau, \text{RNN}}$ für alle Ereignisse rekonstruiert werden und in der ROOT-Datei gespeichert werden.

6.1 Analyse

In den Abbildungen 6.1 bis 6.4 werden die Resultate dargestellt. Dabei wurde die Verteilung von $m_{\tau\tau}$ vom neuronalen Netzwerk und vom MMC abgebildet. Die ausgewählten Kategorien sind $V(\text{had})H$, VBF , $tt(0l)H \rightarrow \tau_{\text{had}}\tau_{\text{had}}$ und boost . Dabei sei hier nochmals erwähnt, dass nur Tauonen betrachtet werden, welche hadronisch zerfallen. Die genaueren Erklärungen zu den Kategorien sind in [16] nachzulesen.

In jeder Abbildung ist die gewichtete Anzahl der Ereignisse dargestellt (wie in 5.6.3 angemerkt), wobei die Bingröße 10 GeV beträgt. Der $H \rightarrow \tau\tau$ ist als *Signal* in rot dargestellt. Zur besseren Untersuchung ist dieses Signal mit zehnfacher Stärke abgebildet. Der $Z \rightarrow \tau\tau$ -Prozess ist hier in blau dargestellt. Mit *Fake* ist der falsch identifizierte τ -Untergrund bezeichnet, während mit *Top* die Untergrund-Topquarks gemeint sind. Außerdem sind in dieser Abbildung die gemessenen Daten mit Fehler eingetragen. Dabei wurden die Daten im Bereich zwischen 100 bis 150 GeV auf 0 gesetzt, um die Gestaltung der Analyse nicht zu seinem Gunsten ausfallen zu lassen. Im unteren Bereich der Abbildung ist das Verhältnis zwischen Daten und Rekonstruktion dargestellt.

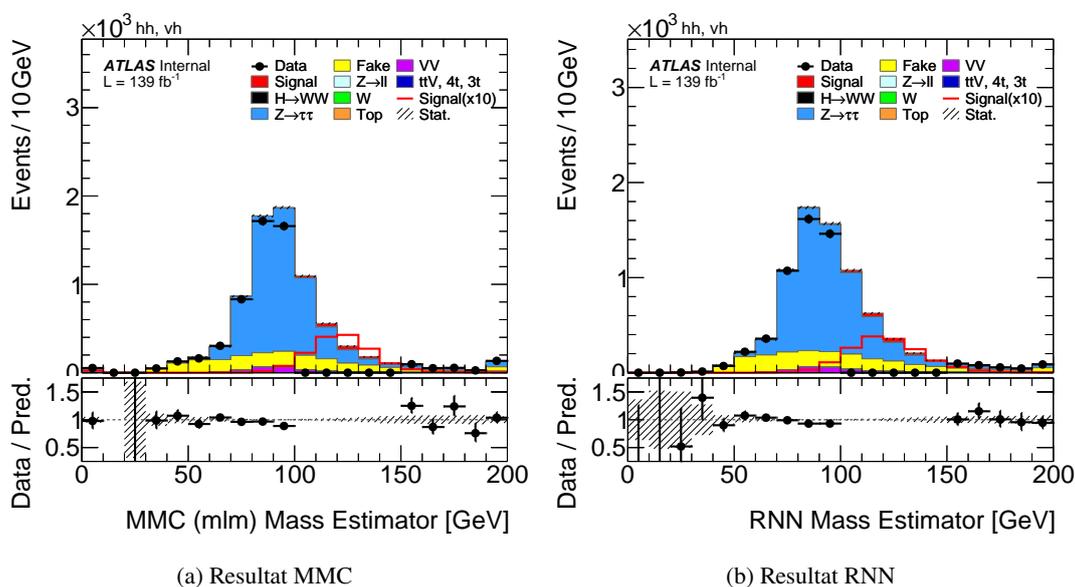


Abbildung 6.1: Rekonstruierte Masse der V(had)H-Kategorie

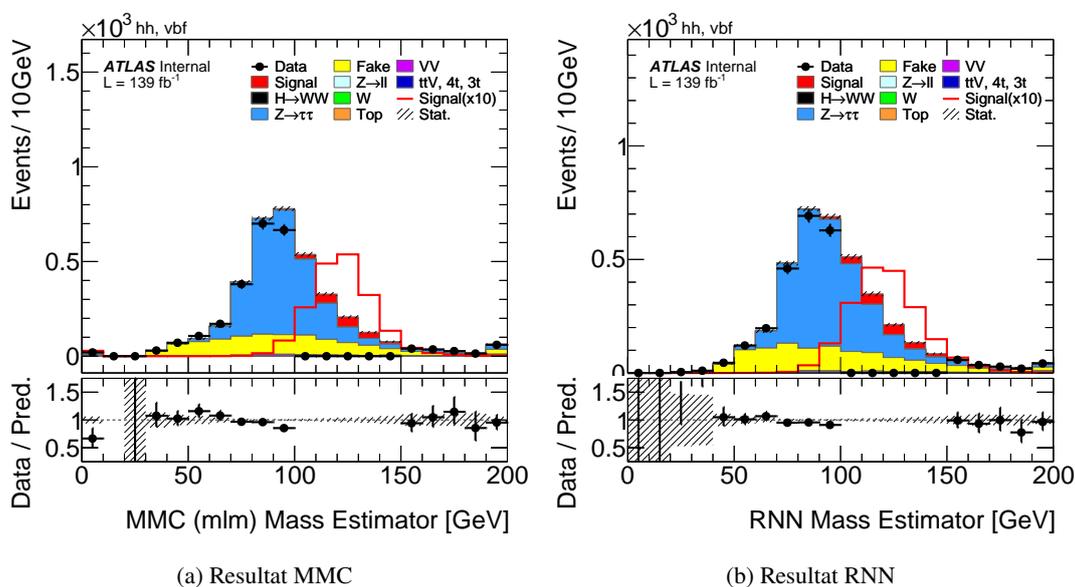


Abbildung 6.2: Rekonstruierte Masse der VBF-Kategorie

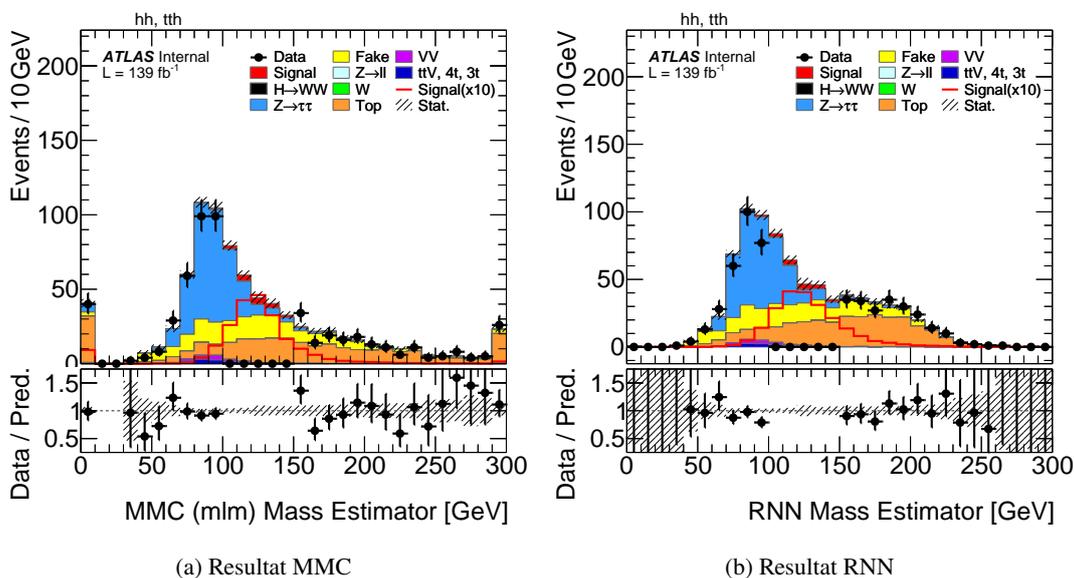


Abbildung 6.3: Rekonstruierte Masse der $tt(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie

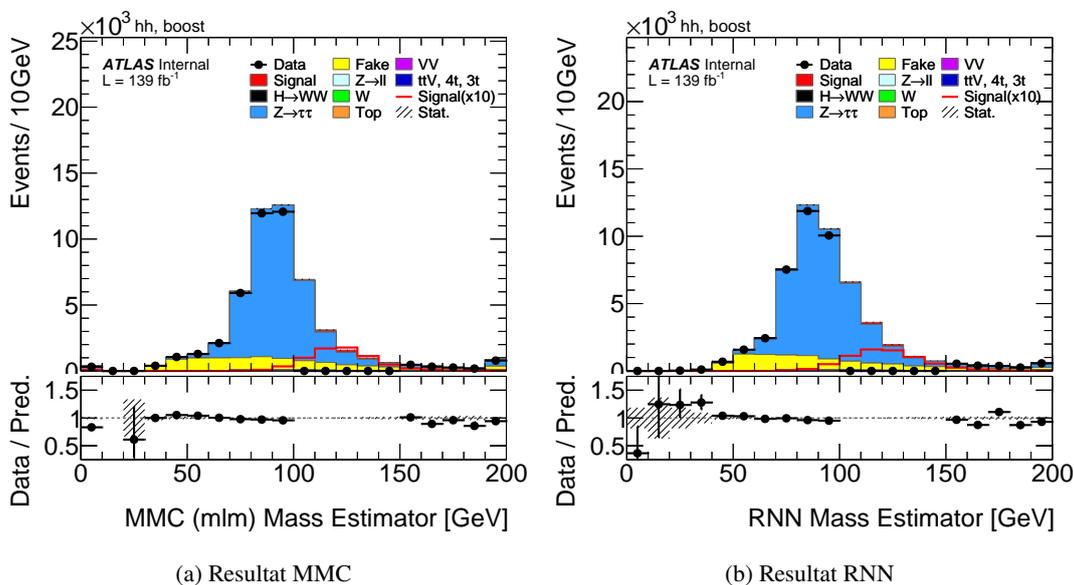


Abbildung 6.4: Rekonstruierte Masse der Boost-Kategorie

Zunächst sei angemerkt, dass das neuronale Netzwerk und das MMC sehr ähnliche Resultate liefern. Beide Verteilungen weichen selten von den vorhandenen Datenpunkten ab, was bedeutet, dass beide Abbildungen eine sinnvolle Repräsentation liefern. Bei allen Abbildungen sind beim MMC Ergebnisse bei 0 GeV zu finden. Dies liegt daran, dass der MMC für die Masse von einigen simulierten Ereignissen keine valide Konfiguration mit der genutzten MMC-Parametrisierung finden konnte. Die neuronalen Netzwerke konnten hingegen für jedes Ereignis eine Masse rekonstruieren, weshalb bei diesen keine Ereignisse bei 0 GeV zu finden sind. Vergleicht man die Verteilungen der rekonstruierten Z - und Higgsmasse ist die Spitze der Verteilung beim RNN etwas breiter als beim MMC und daher ein niedrigeres Maximum aufweisen, was man gut in Abbildung 6.2 erkennt. Außerdem stimmt beim RNN die rekonstruierte Masse bei höheren Energien besser mit den Daten überein, wie man in den Abbildungen 6.1 und 6.3 erkennt.

Dies scheint insbesondere für die Rekonstruktion des Top-Untergrundes (Abbildung 6.3) zu gelten. Das neuronale Netzwerk zeigt eine Verteilung der Masse, welche bis etwa 250 GeV geht und ein Maximum zwischen 170 GeV und 180 GeV, wo sich auch die Ruhemasse des Top-Quarks befindet [4]. Beim MMC wird eine relativ flache Verteilung abgebildet, welche Massen rekonstruiert, die über 300 GeV befindet. Das Maximum dieser Verteilung liegt zwischen 130 GeV und 150 GeV, was nicht mit der Erwartung übereinstimmt. Dies liegt daran, dass das RNN für Energien bis 220 GeV trainiert wurde und der MMC für die Rekonstruktion der Z -Masse optimiert wurde.

Weiterhin fällt auf, dass sich das Maximum der Z - bzw. Higgsmassenverteilung beim RNN sich in den meisten Fällen in einem anderen Bin als beim MMC befindet. Dies müsste noch bei einer geringeren Binbreite weiter untersucht werden. Ansonsten sind die Verteilungen zwischen dem MMC und dem RNN vergleichbar. In etwa befindet sich die selbe Anzahl an Ereignissen von den verschiedenen Prozesse im selben Massenbin. Es gibt, außer beim bereits erwähnten Top-Untergrund, keinen auffälligen Unterschied zwischen den Verteilungen. Außerdem befinden sich die Massenverteilungen der $Z \rightarrow \tau\tau$ und $H \rightarrow \tau\tau$ im erwarteten Wertebereich. Das neuronale Netzwerk liefert also zum MMC vergleichbare und physikalisch sinnvolle Ergebnisse.

6.2 Systematik

Das neuronale Netzwerk liefert bislang recht gute Ergebnisse. Nun soll überprüft werden, wie es auf systematische Variationen reagiert. Dafür soll die Variation einer Systematik untersucht werden. Die in dieser Arbeit untersuchte Systematik ist die MET_SoftTrk_Scale-Systematik. Diese beschreibt die fehlende transversale Energie der sogenannten „*soft events*“. Diese beinhalten Ereignisse, welche nicht die Kriterien als „*hard events*“ nicht erfüllt haben. Diese wiederum beinhalten Photonen, Leptonen und Jets, dessen Kinematik eine bestimmte Schwelle überschritten haben [20].

Die Messung dieser *soft events* unterliegt sowohl statistischer als auch systematischer Unsicherheiten. In dieser Arbeit wird die systematische Variation betrachtet. Daher wird die $+1\sigma$ -Variation (*Up*) und die -1σ -Variation (*Down*) der MC-Simulationen betrachtet, wobei mit σ die Standardabweichung gemeint ist. Dabei wurden die Ergebnisse in diesen Fall noch nicht symmetrisiert. Die Symmetrisierung dient nachher zur Aufhebung von Fluktuation in systematischen Unsicherheiten.

Man betrachtet nun die Massenverteilung von *Up*, *Down* und den bisherigen Ergebnis (*Nominal*). Die Abstände von *Up* bzw. *Down* zu *Nominal* beim neuronalen Netzwerk sollen nun mit den Abständen beim MMC verglichen werden. Dafür werden die Prozesse $Z \rightarrow \tau\tau$ und die Prozesse $H \rightarrow \tau\tau$ für die verschiedenen Kategorien aufgetragen. In Abbildung 6.5 ist die *Nominal*-, *Up*- und die *Down*- Verteilung der Vbf-Kategorie der $Z \rightarrow \tau\tau$ - und $H \rightarrow \tau\tau$ -Prozesse [Ztt bzw. Htt] in Bins der Größe von 10 GeV

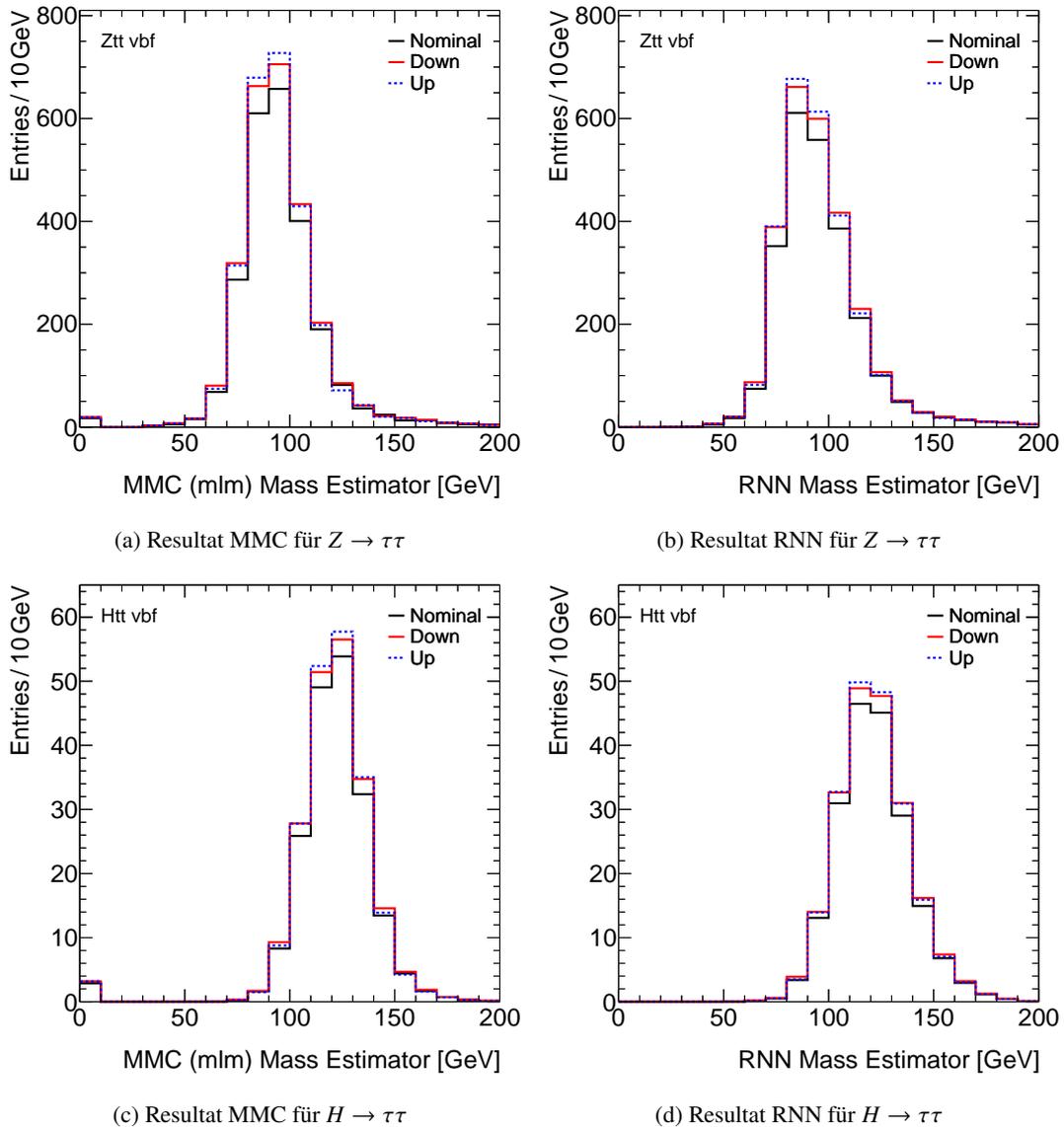


Abbildung 6.5: Massenverteilung von Up, Down und Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ -Zerfalles in der VBF-Kategorie

aufgetragen.

Man erkennt zunächst, dass, wie bei den vorherigen Resultaten, die Verteilung des neuronalen Netzwerkes deutlich flacher ist und daher weniger Ereignisse beim Maximum zu finden sind. Beim MMC gibt es außerdem wieder Ereignisse, bei der keine valide Konfiguration mit der genutzten MMC-Parametrisierung gefunden werden konnten und daher bei 0 GeV liegen. Betrachtet man die Verteilung erkennt man, dass je näher sich das Bin am Maximum befindet, desto größer ist der Abstand zwischen *Up* und *Down* zu *Nominal*. Der Abstand der Verteilung von *Up* und *Down* zu *Nominal* besitzt beim MMC und beim neuronalen Netzwerk in den meisten Bins eine sehr ähnliche Größenordnung. Es gibt

keinen Bin, wo die Unterschiede zwischen den beiden Rekonstruktionsmethoden deutlich wären. Um dies aber genauer zu untersuchen wurde die Verteilung von *Down* und *Up* durch die Verteilung von *Nominal* geteilt.

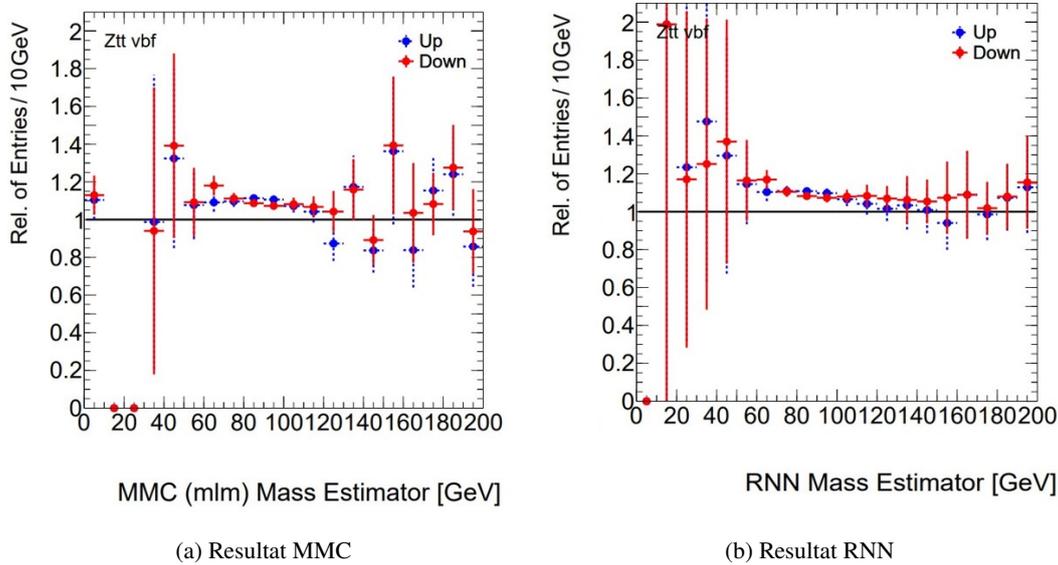


Abbildung 6.6: Relation *Up* bzw. *Down* zu *Nominal* des $Z \rightarrow \tau\tau$ -Zerfalles in der VBF-Kategorie

Dies ist in Abbildung 6.6 für den $Z \rightarrow \tau\tau$ -Prozess dargestellt. Dabei wurden die Fehler mit Hilfe der Gaußschen Fehlerfortpflanzung berechnet. Wie erwartet, zeigen das MMC und das neuronale Netzwerk hohe Fluktuationen und große Fehler bei Energien unter 70 GeV, da bei diesen Energien wenige bzw. keine Informationen vorhanden sind. Dieser Energiebereich ist für diese Arbeit auch nicht relevant. Beim $Z \rightarrow \tau\tau$ -Prozess liegen die Verteilung der *Up* / *Down*-Relation bei Energien zwischen 70 bis 130 GeV sowohl für den MMC als auch den neuronalen Netzwerk recht nahe bei etwa $1, 1 \pm 0, 05$. Tatsächlich gibt es in diesen Energiebereich nahezu keine Unterschiede zwischen dem neuronalen Netz und dem MMC. Bei höheren Energie fluktuiert die Relation mit *Up* und *Down* beim MMC stark. Bei der *Down*-Relation mit dem neuronalen Netzwerk wird der Fehler zwar größer, die Relation selber fluktuiert aber kaum. Bei der *Up*-Relation mit dem neuronalen Netzwerk fluktuieren die Werte zwar stärker, aber ebenfalls viel weniger als beim MMC.

Ähnliche Resultate lässt sich beim $H \rightarrow \tau\tau$ -Prozess beobachten (Abbildung 6.7). Starke Fluktuationen bei niedrigeren Energien, eine fast konstante Verteilung von bei $1, 1 \pm 0, 05$ bei Energien im „interessanten“ Energiebereich von 80 bis 150 GeV und eine höhere Fluktuation beim MMC bei höheren Energien als beim neuronalen Netzwerk. Ganz ähnliche Beobachtungen lassen sich auch für die anderen Produktionsmethoden beobachten (siehe Anhang Kapitel A).

Es lässt sich somit sagen, dass qualitativ die Variationen beim neuronalen Netzwerk eine sehr ähnliche Größenordnung zum MMC hat. Außerdem sind weniger Fluktuationen bei hohen Massen eine sehr sichtbare Verbesserung zum MMC. Dies liegt womöglich zum Teil an der höheren Statistik, da es beim neuronalen Netzwerk keine Einträge bei 0 gibt. Für eine spätere Anpassung der Daten sind weniger Fluktuationen hilfreich, da die Daten weniger geglättet werden müssen, um die Fluktuationen zu unterdrücken.

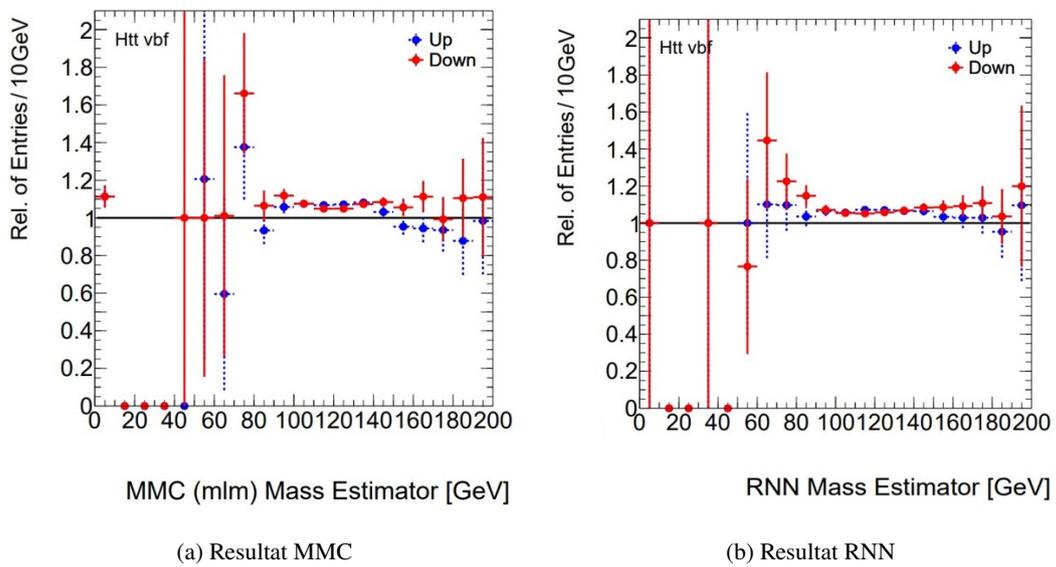


Abbildung 6.7: Relation Up bzw. Down zu Nominal des $H \rightarrow \tau\tau$ -Zerfalles in der VBF-Kategorie

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde gezeigt, dass neuronale Netzwerke eine vielversprechende Alternative zum MMC sein kann. Zunächst benötigt das neuronale Netzwerk viel weniger rechnerischen Aufwand. In dieser Arbeit wurde zusätzlich gezeigt, dass das neuronale Netzwerk in der Lage ist, die Dtau-Masse eines Higgs- und Z-Zerfalles, dessen Tauon wiederum hadronischen zerfallen, physikalisch sinnvoll zu rekonstruieren und dies auch mit einem kombinierten Datensatz funktioniert. Betrachtet man die einzelnen Higgsproduktionsprozesse getrennt, stimmt die vorhergesagte Massenverteilung mit den gemessenen Daten überein. Vergleicht man die Ergebnisse mit dem MMC korrespondieren die Verteilungen der abgebildeten Prozesse. Dabei sind die Verteilungen der neuronalen Netzwerke etwas flacher als die vom MMC. Dabei hat das neuronale Netzwerk aber den Vorteil, dass im Gegensatz zum MMC zu allen Ereignissen eine Masse rekonstruiert werden kann und für ein höheren Energiewertebereich trainiert ist. Dies führte in der $tt(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie zu physikalisch sinnvollerer Ergebnissen. Betrachtet man die Systematik, so zeigen MMC und neuronale Netzwerke wieder sich ähnelnden Resultate. Diesmal zeigte das neuronale Netzwerk bessere Ergebnisse bei Betrachtung der Fluktuation der Variation bei höheren Energien. Dies konnte aber nur an einer Systematik gezeigt werden.

Weitere Beschäftigung mit den neuronalen Netzwerken sollte in Betracht gezogen werden. So müssten u. a. weitere Systematiken untersucht werden, um die beobachtete Tendenz zu bestätigen. Man kann auch versuchen noch bessere Resultate zu erzielen. So kann eine Kalibration der Daten womöglich die momentane Breite der Verteilung verringern. Außerdem lässt sich möglicherweise ein besseres Modell entwickeln, welches bessere Ergebnisse z. B. ein Modell, welches sowohl den Spin-0 des Higgs-Bosons als auch die Paritätsverletzung des Z-Bosons berücksichtigt.

Anhang

Histogrammvergleich

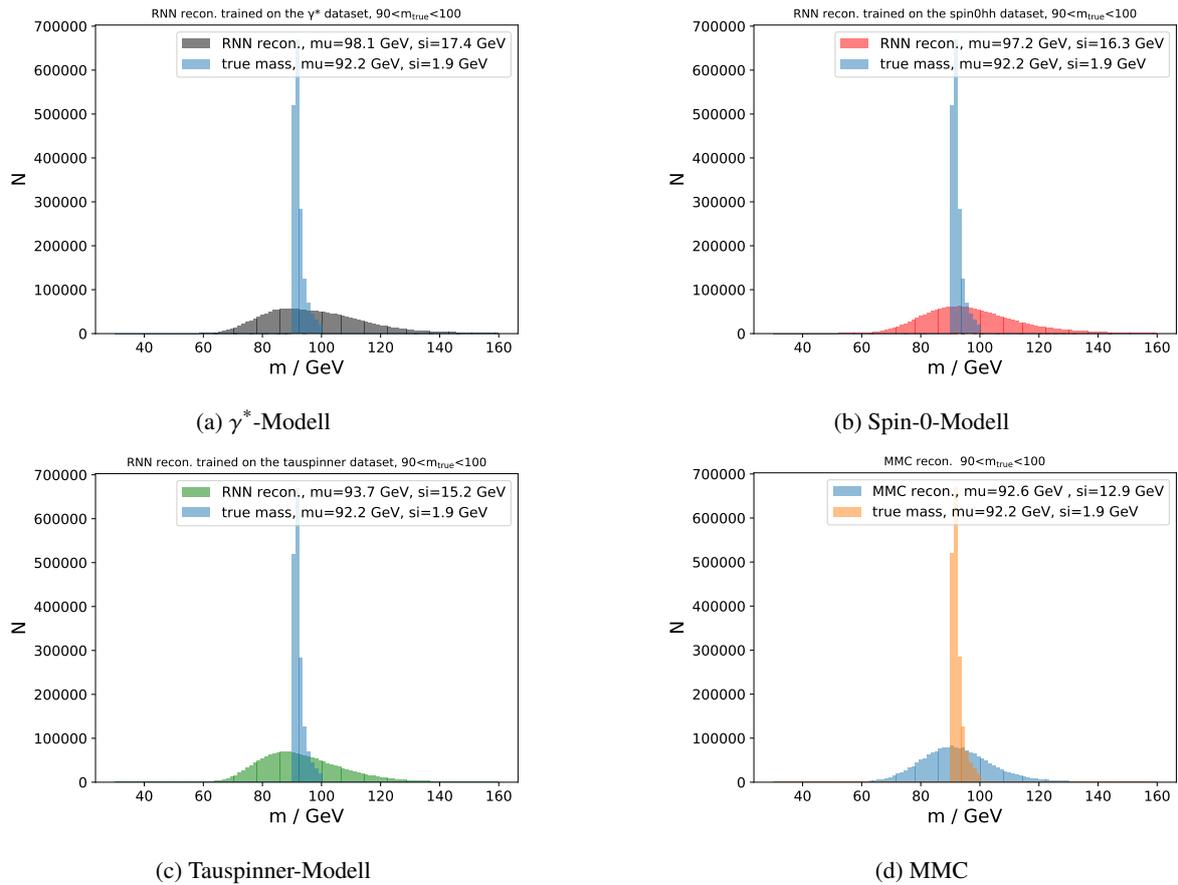
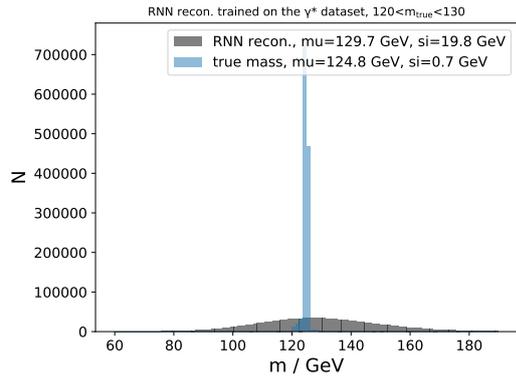
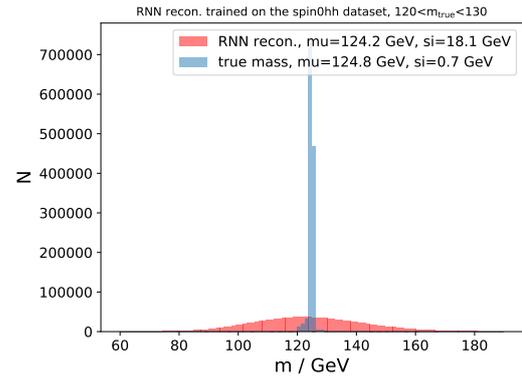


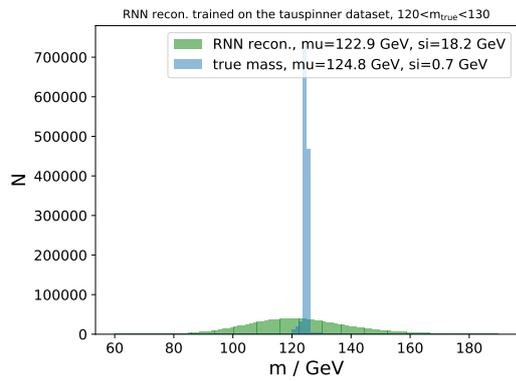
Abbildung A.1: Rekonstruierte Massenverteilung eines simulierten Higgs- und Z-Zerfalls mit Hilfe von neuronalen Netzwerken basierend auf verschiedenen Modellen und mit Hilfe vom MMC: Ausschnitt 90 bis 100 GeV von *true mass* zur Untersuchung des Z-Bosons



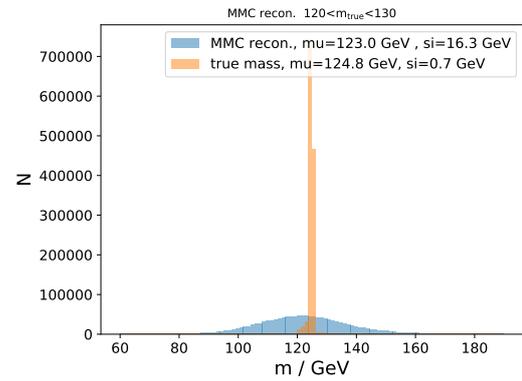
(a) γ^* -Modell



(b) Spin-0-Modell



(c) Tauspinner-Modell



(d) MMC

Abbildung A.2: Rekonstruierte Massenverteilung eines simulierten Higgs- und Z-Zerfalls mit Hilfe von neuronalen Netzwerken basierend auf verschiedenen Modellen und mit Hilfe vom MMC: Ausschnitt 120 bis 130 GeV von *true mass* zur Untersuchung des Higgs-Bosons

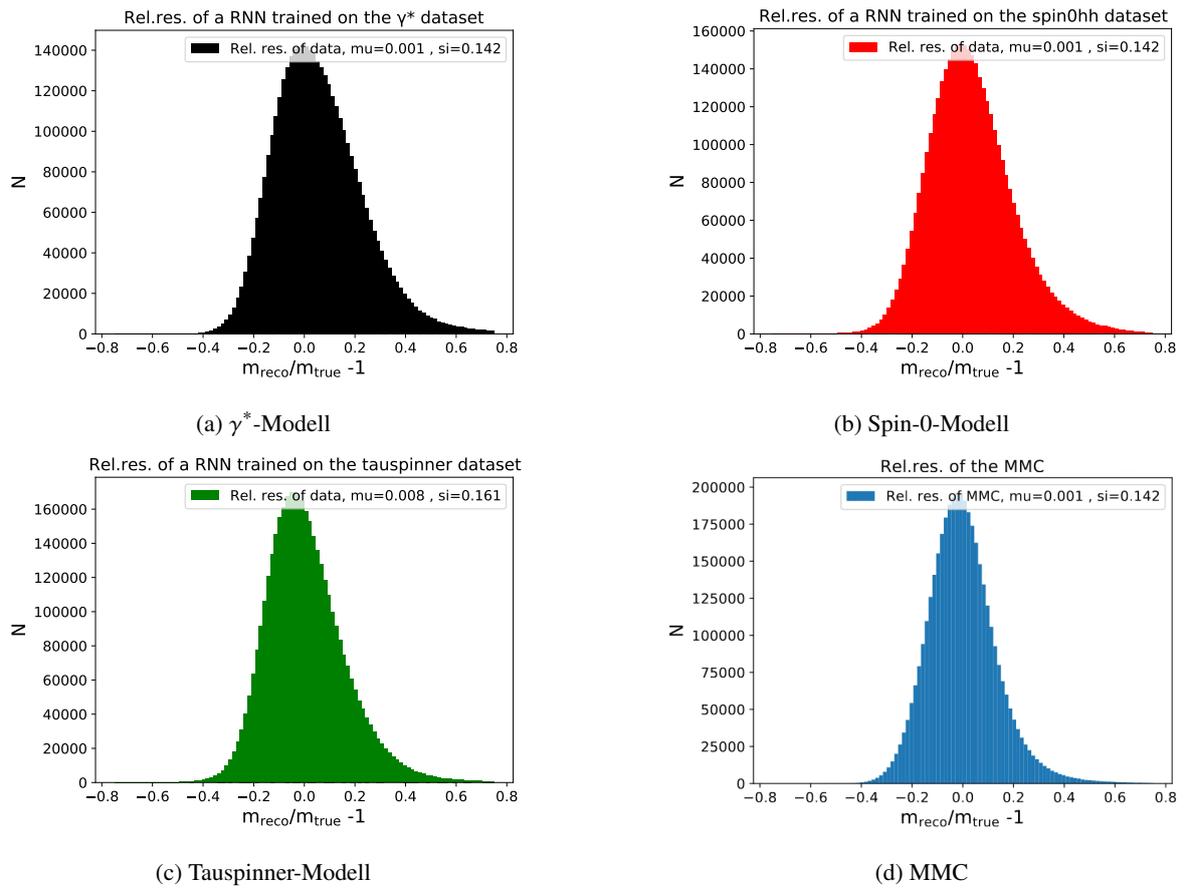
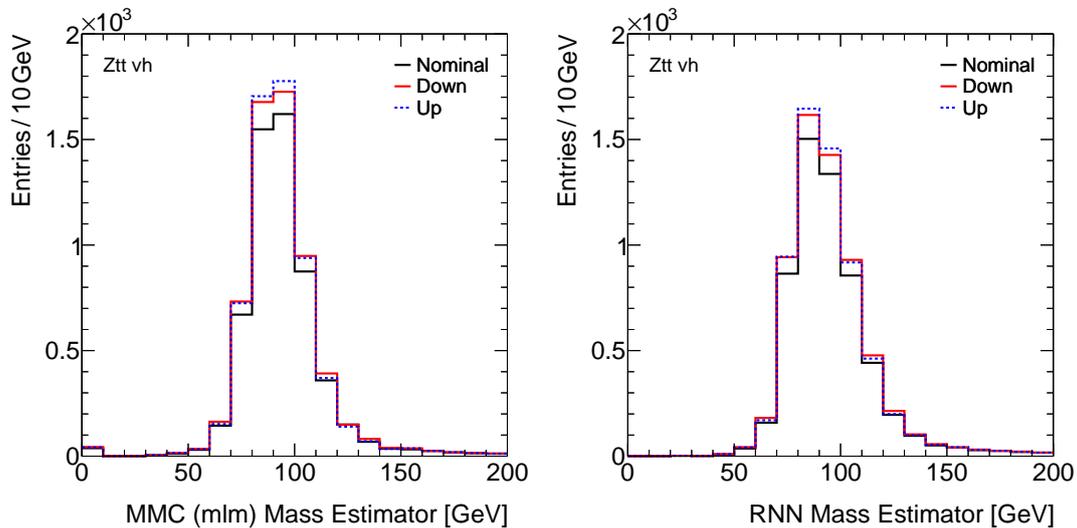


Abbildung A.3: Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse eines simulierten Higgs- und Z-Zerfalls mit Hilfe von neuronalen Netzwerken, basierend auf verschiedenen Modellen, und mit Hilfe vom MMC

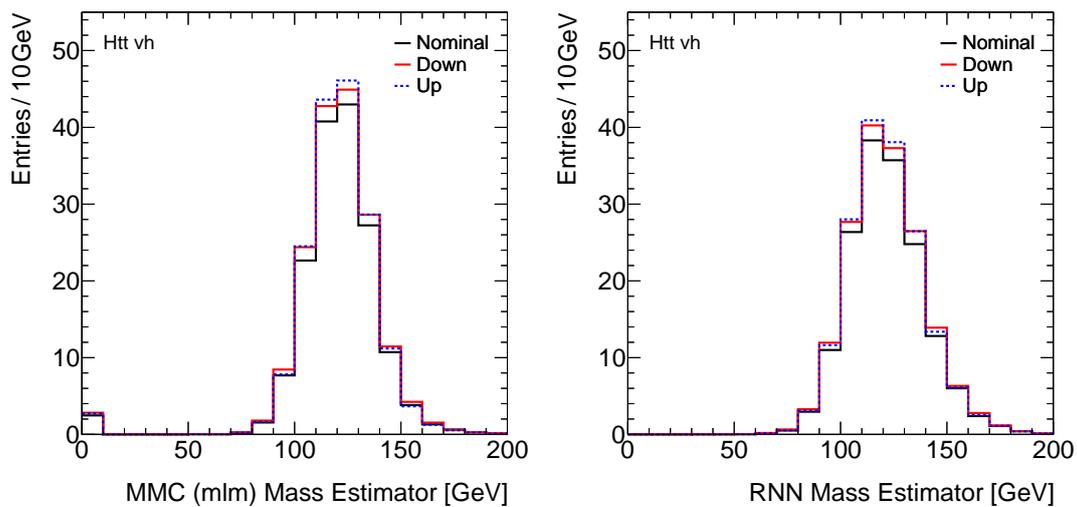
Systematik

Massenverteilung von Up , $Down$ und $Nominal$ in der Vh , $Boost$ und tth -Kategorie:



(a) Resultat MMC für $Z \rightarrow \tau\tau$

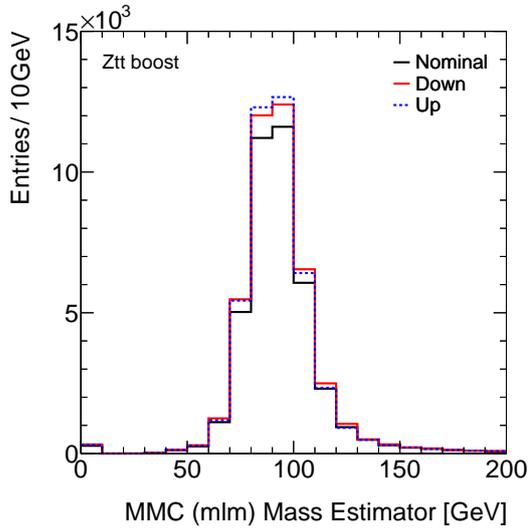
(b) Resultat RNN für $Z \rightarrow \tau\tau$



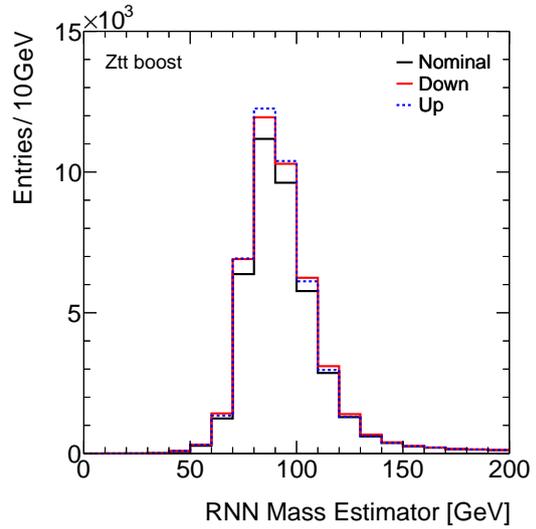
(c) Resultat MMC für $H \rightarrow \tau\tau$

(d) Resultat RNN für $H \rightarrow \tau\tau$

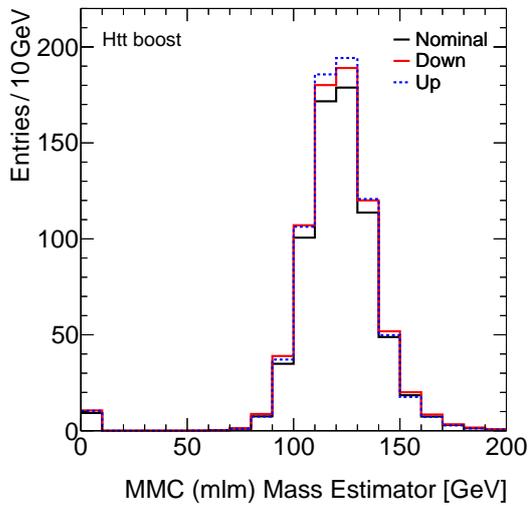
Abbildung A.4: Massenverteilung von Up , $Down$ und $Nominal$ des $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der $V(\text{had})H$ -Kategorie



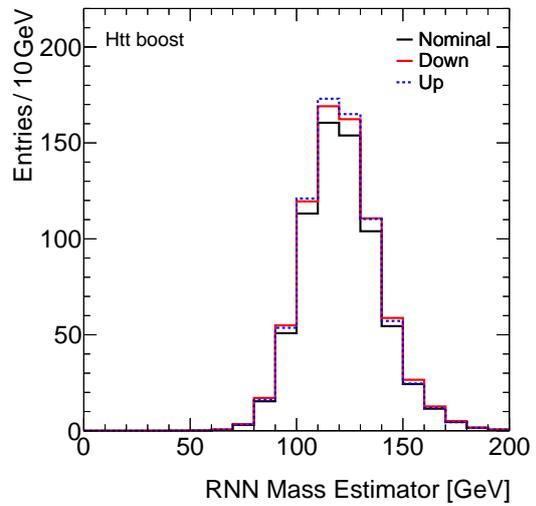
(a) Resultat MMC für $Z \rightarrow \tau\tau$



(b) Resultat RNN für $Z \rightarrow \tau\tau$



(c) Resultat MMC für $H \rightarrow \tau\tau$



(d) Resultat RNN für $H \rightarrow \tau\tau$

Abbildung A.5: Massenverteilung von Up,Down und Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der Boost-Kategorie

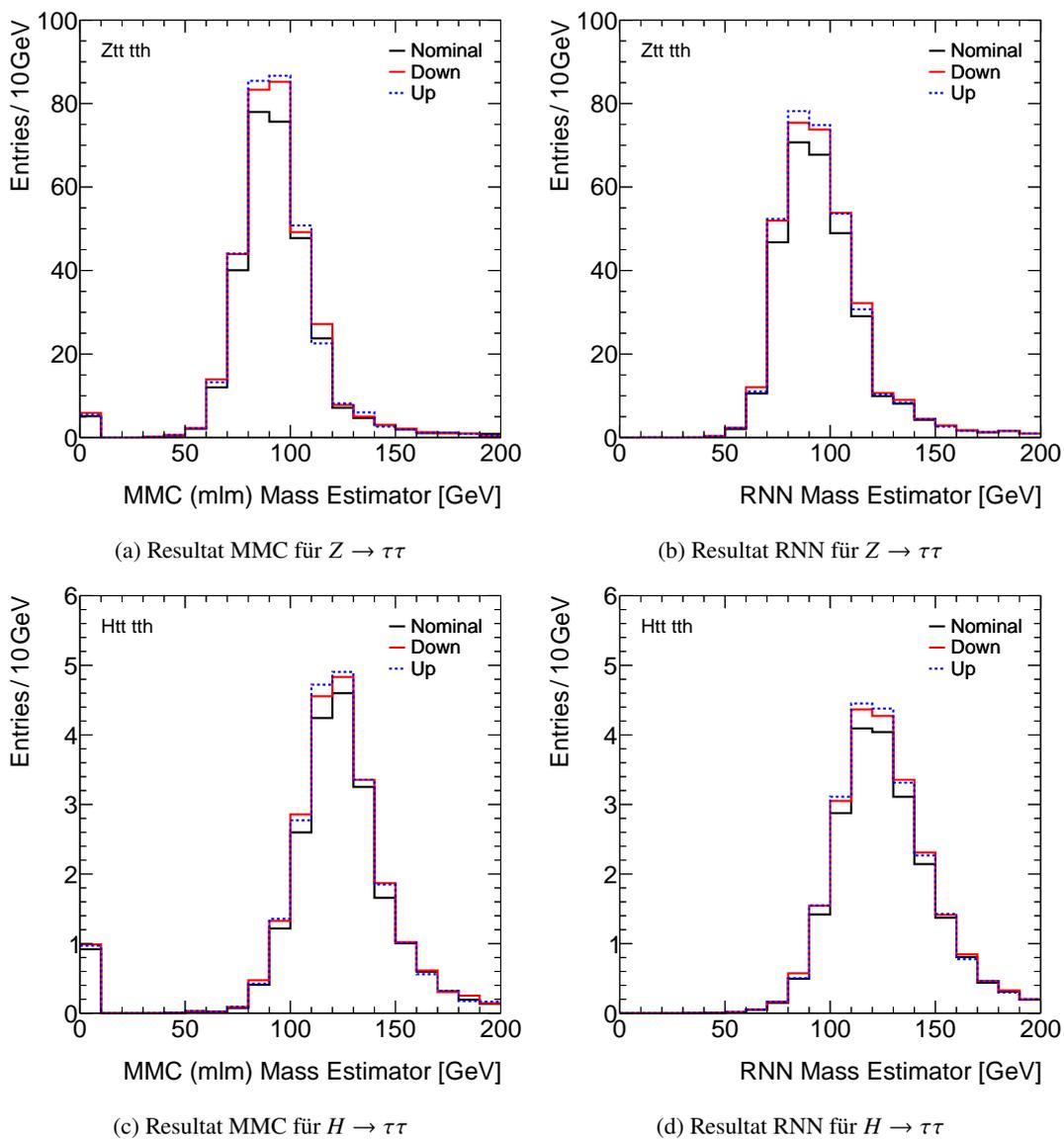


Abbildung A.6: Massenverteilung von Up,Down und Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der $tt(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie

Resultate der Relation Up und $Down$ zu Nominal in der Vh , $Boost$ und $tt(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie:

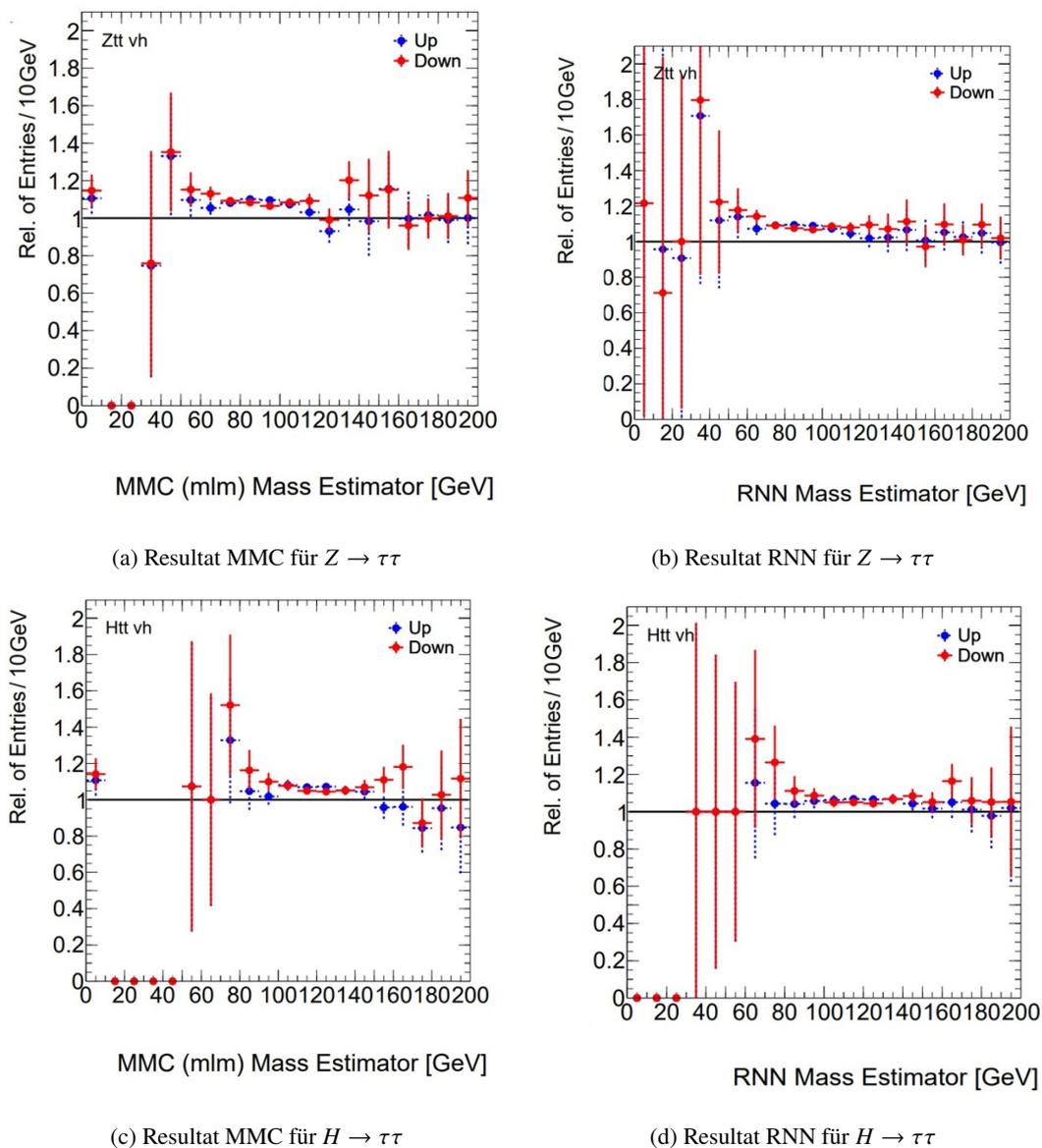
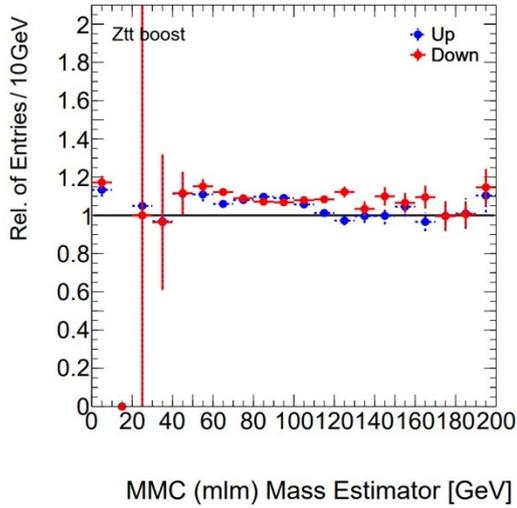
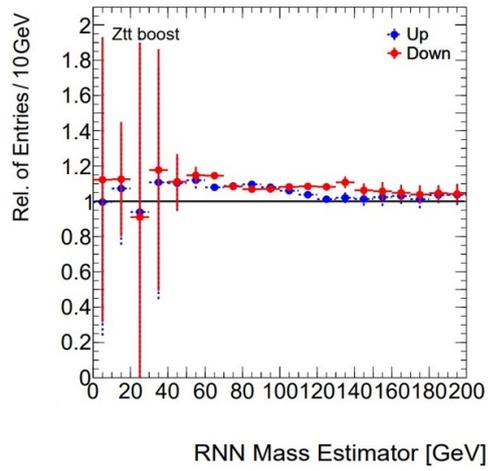


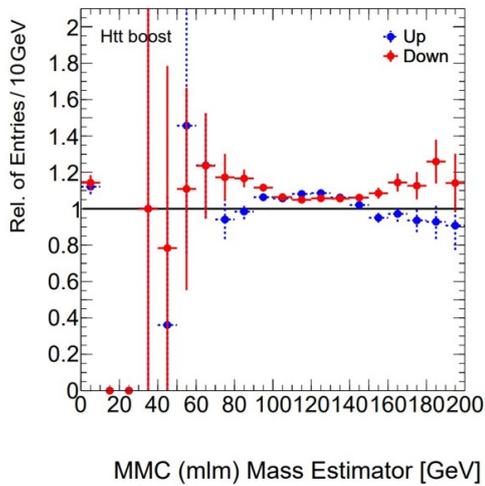
Abbildung A.7: Relation Up bzw. $Down$ zu Nominal es $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der vh -Kategorie



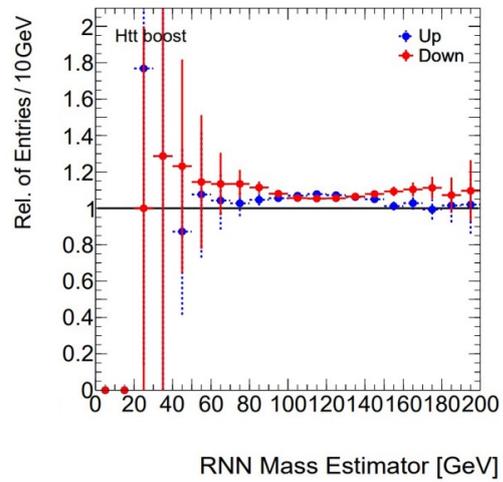
(a) Resultat MMC für $Z \rightarrow \tau\tau$



(b) Resultat RNN für $Z \rightarrow \tau\tau$

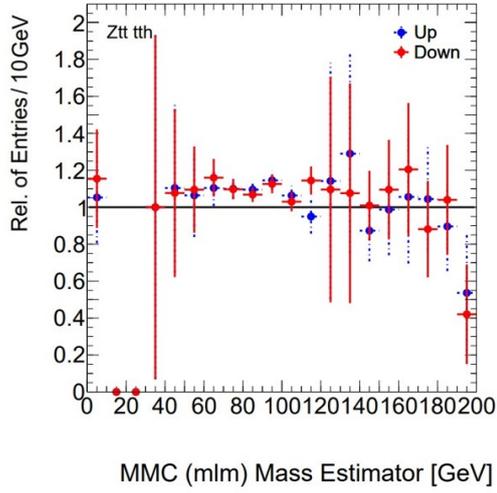


(c) Resultat MMC für $H \rightarrow \tau\tau$

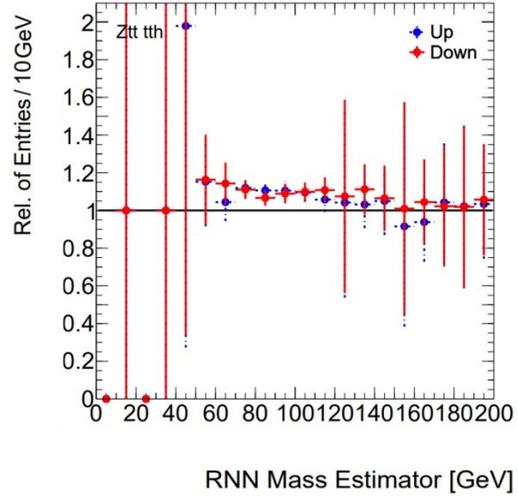


(d) Resultat RNN für $H \rightarrow \tau\tau$

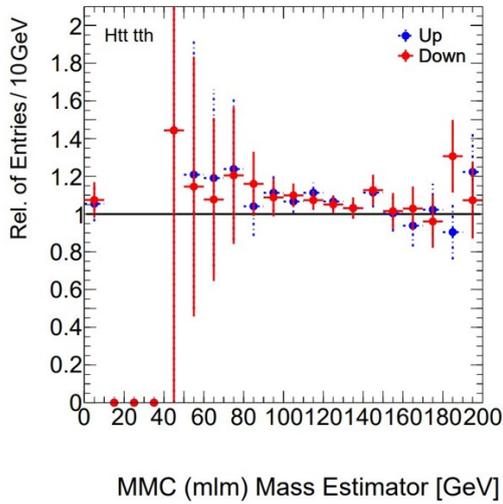
Abbildung A.8: Relation Up bzw. Down zu Nominal es $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der boost-Kategorie



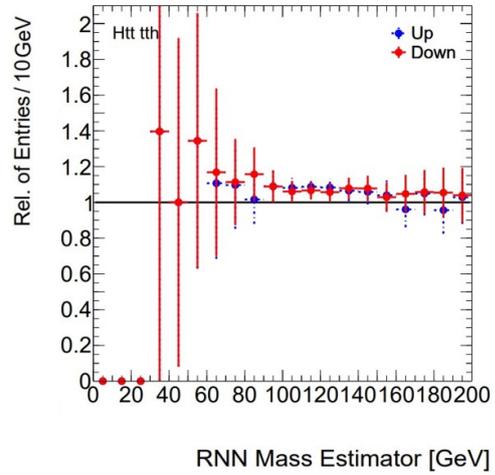
(a) Resultat MMC für $Z \rightarrow \tau\tau$



(b) Resultat RNN für $Z \rightarrow \tau\tau$



(c) Resultat MMC für $H \rightarrow \tau\tau$



(d) Resultat RNN für $H \rightarrow \tau\tau$

Abbildung A.9: Relation Up bzw. Down zu Nominal es $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der $tt(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie

Literatur

- [1] *Standardmodell der Teilchenphysik*, 2023,
URL: https://de.wikipedia.org/wiki/Standardmodell_der_Teilchenphysik,
Abgerufen am 11.12.2023 (siehe S. 3).
- [2] B. Phov, K. Rith, C. Scholz, F. Zetsche und W. Rodejohann,
Teilchen und Kerne, Eine Einführung in die physikalischen Konzepte, Springer, 2014
(siehe S. 2, 4).
- [3] O. Philipsen, *Quantenfeldtheorie und das Standardmodell der Teilchenphysik, Eine Einführung*,
Springer, 2018 (siehe S. 3).
- [4] M. Thomson, *Modern particle physics*, Cambridge University Press, 2013 (siehe S. 3, 5, 33).
- [5] Particle Data Group, *Review of Particle Physics*, 2018,
URL: <https://journals.aps.org/prd/pdf/10.1103/PhysRevD.98.030001>,
Abgerufen am 02.01.2024 (siehe S. 3).
- [6] CERN, *The Z-Boson*, URL: <https://home.cern/science/physics/z-boson>,
Abgerufen am 02.01.2024 (siehe S. 4).
- [7] Particle Data Group, *Z*, 2020,
URL: <https://pdg.lbl.gov/2020/listings/rpp2020-list-z-boson.pdf>,
Abgerufen am 02.01.2024 (siehe S. 4).
- [8] Particle Data Group, H^0 , 2022,
URL: <https://pdg.lbl.gov/2022/listings/rpp2022-list-higgs-boson.pdf>,
Abgerufen am 02.01.2024 (siehe S. 4).
- [9] CERN, *LHC The guide*, 2021, URL:
<https://cds.cern.ch/record/2809109/files/CERN-Brochure-2021-004-Eng.pdf>,
Abgerufen am 04.01.2024 (siehe S. 6).
- [10] CERN, *The Large Hadron Collider*,
URL: <https://home.cern/science/accelerators/large-hadron-collider>,
Abgerufen am 04.01.2024 (siehe S. 6).
- [11] CERN, *The ATLAS Detector*, URL: <https://atlas.cern/Discover/Detector>,
Abgerufen am 04.01.2024 (siehe S. 6).
- [12] The ATLAS Collaboration, *The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider*, 2008,
URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-0221/3/08/S08003/pdf>,
Abgerufen am 04.01.2024 (siehe S. 7).

- [13] The ATLAS Collaboration, *ATLAS detector and physics performance, Technical Design Report Volume I*, 1999, URL: <https://cds.cern.ch/record/391176?ln=de>, Abgerufen am 04.01.2024 (siehe S. 7, 8).
- [14] CERN, *The Inner Detector*, URL: <https://atlas.cern/Discover/Detector/Inner-Detector>, Abgerufen am 04.01.2024 (siehe S. 7).
- [15] M. Hübner, *Higgs Boson Production Cross-Section Measurements in the Di-Tau Final State at ATLAS*, 2021, URL: <https://bonndoc.ulb.uni-bonn.de/xmlui/bitstream/handle/20.500.11811/9734/6567.pdf?sequence=1&isAllowed=y>, Abgerufen am 05.01.2024 (siehe S. 8).
- [16] The ATLAS Collaboration, *Measurements of Higgs boson production cross-sections in the $H \rightarrow \tau^+ \tau^-$ decay channel in pp collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV with the ATLAS detector*, 2023, URL: <https://arxiv.org/pdf/2201.08269.pdf>, Abgerufen am 05.01.2024 (siehe S. 9, 30).
- [17] R. Hmaid, *Ditau Reconstruction with Deep Neural Networks Trained on Spin-1 and Spin-0 Samples*, 2022, URL: <https://www.pi.uni-bonn.de/desch/de/ergebnisse/dateien/t00000156.pdf>, Abgerufen am 03.01.2024 (siehe S. 9, 11, 13, 14, 16–18, 22).
- [18] A. Elagin, P. Murat und A. Pranko, *A new mass reconstruction technique for resonance decaying to $\tau\tau$* , 2011, URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168900211014112>, Abgerufen am 21.12.2023 (siehe S. 11).
- [19] N. Schaaf, *Neuronale Netze: Ein Blick in die Black Box*, 2020, URL: <https://www.informatik-aktuell.de/betrieb/kuenstliche-intelligenz/neuronale-netze-ein-blick-in-die-black-box.html>, Abgerufen am 04.01.2024 (siehe S. 13).
- [20] The ATLAS Collaboration, *Performance of missing transverse momentum reconstruction with the ATLAS detector using proton–proton collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV*, 2018, URL: <https://arxiv.org/pdf/1802.08168.pdf>, Abgerufen am 24.01.2024 (siehe S. 33).

Abbildungsverzeichnis

2.1	Standardmodell der Elementarteilchen	3
2.2	Feynman Diagramm der häufigsten Tauonzerfälle	4
2.3	Feynman Diagramm eines $H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Zerfalls	5
3.1	Aufbau des ATLAS-Detektors	7
3.2	Erzeugung eines Higgsteilchens	8
4.1	Modell eines künstliches Neuron	12
4.2	Vereinfachte Darstellung des genutzten neuronalen Netzwerks	15
5.1	Reproduktion vorheriger Resultate	18
5.2	Neuronales Netz auf Higgs-Sample	19
5.3	Neuronales Netz auf Z-Sample	21
5.4	Massenverteilung des Z-Samples nach Anwendung einer Kalibration	22
5.5	Massenverteilung eines kombinierten Higgs- und Z-Samples	24
5.6	Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse für das kombinierte Sample	26
5.7	Verfahren der ROC-Kurve	27
5.8	ROC-Kurve der neuronalen Netzwerke und des MMC	28
5.9	Normiertes Ditau-Sample eines kombinierten Z- und Higgssamples.	29
6.1	Rekonstruierte Masse der V(had)H-Kategorie	31
6.2	Rekonstruierte Masse der VBF-Kategorie	31
6.3	Rekonstruierte Masse der $t\bar{t}(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie	32
6.4	Rekonstruierte Masse der <i>Boost</i> -Kategorie	32
6.5	Massenverteilung von Up, Down und Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ -und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der VBF-Kategorie	34
6.6	Relation Up bzw. Down zu Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ -Zerfalles in der VBF-Kategorie	35
6.7	Relation Up bzw. Down zu Nominal des $H \rightarrow \tau\tau$ -Zerfalles in der VBF-Kategorie	36
A.1	Rekonstruierte Massenverteilung eines simulierten Higgs- und Z-Zerfalls:Ausschnitt 90 bis 100 GeV	39
A.2	Rekonstruierte Massenverteilung eines simulierten Higgs- und Z-Zerfalls: Ausschnitt 120 bis 130 GeV	40
A.3	Relation der wahren Masse zur rekonstruierten Masse eines simulierten Higgs- und Z-Zerfalls	41

A.4	Massenverteilung von Up,Down und Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der V(had)H-Kategorie	42
A.5	Massenverteilung von Up,Down und Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der Boost-Kategorie	43
A.6	Massenverteilung von Up,Down und Nominal des $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der $tt(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie	44
A.7	Relation Up bzw. Down zu Nominal es $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der vh-Kategorie	45
A.8	Relation Up bzw. Down zu Nominal es $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der boost-Kategorie	46
A.9	Relation Up bzw. Down zu Nominal es $Z \rightarrow \tau\tau$ - und des $H \rightarrow \tau\tau$ Zerfalles in der $tt(0l)H \rightarrow \tau_{had}\tau_{had}$ -Kategorie	47

Tabellenverzeichnis

2.1	Vorhergesagtes Verzweigungsverhältnis des Higgs-Boson mit einer Masse von 125 GeV	5
4.1	Eingabevariablen des neuronalen Netzwerkes (aus [17])	14
5.1	Mittelwert und Standardabweichung der betrachteten Modelle	25