

JOHANN WOLFGANG GOETHE-UNIVERSITÄT  
FRANKFURT AM MAIN

MASTERARBEIT

---

**Rekonstruktion schwacher Zerfälle in Au+Au  
Kollisionen bei 1,23A GeV**

Untersuchung der Zerfälle von  $\Lambda^0$ ,  $\Xi^-$  und  $K^0_S$  Teilchen unter Verwendung von *Off-Vertex-Cuts* mit einem neuronalen Netzwerk anhand von Daten des HADES-Detektors

---

Simon Spies

April 2018

Institut für Kernphysik  
Johann Wolfgang Goethe-Universität  
Frankfurt am Main



JOHANN WOLFGANG GOETHE-UNIVERSITÄT  
FRANKFURT AM MAIN

MASTERARBEIT

---

## Rekonstruktion schwacher Zerfälle in Au+Au Kollisionen bei 1,23A GeV

Untersuchung der Zerfälle von  $\Lambda^0$ ,  $\Xi^-$  und  $K^0_S$  Teilchen unter Verwendung von *Off-Vertex-Cuts* mit einem neuronalen Netzwerk anhand von Daten des HADES-Detektors

---

Abschlussarbeit zur Erlangung des akademischen Grades  
Master of Science (M.Sc.)  
im Fach Physik

angefertigt am Institut für Kernphysik der  
Johann Wolfgang Goethe-Universität  
Frankfurt am Main  
Fachbereich 13

vorgelegt am 12.04.2018 von  
Simon Spies  
geboren am 19.04.1995 in Wiesbaden

Erstgutachter: Prof. Dr. Joachim Stroth

Zweitgutachter: Dr. Manuel Lorenz

Abgabe der Arbeit am 12.04.2018

# Zusammenfassung

Die Untersuchung von Materie unter extremen Bedingungen, wie sie beispielsweise in Neutronensternen herrschen, stellt das Ziel vieler kernphysikalischer Forschungen und Experimente dar. Im Labor können solche extremen Bedingungen durch Kollisionen schwerer Kerne mit relativistischen Energien, bei denen ähnliche Temperaturen und Dichten entstehen, zugänglich gemacht werden. Da die Phase hoher Temperatur und Dichte allerdings nur für winzige Bruchteile einer Sekunde andauert, sind Forscher bei ihrer Untersuchung auf die Informationen der Teilchen, die aus der Kollision hervorgehen, und mit großen Detektoranlagen gemessen werden, angewiesen. Das HADES-Experiment am GSI Helmholtzzentrum für Schwerionenforschung ist eine solche Detektoranlage, die auf die Untersuchung von Schwerionenkollisionen bei Energien von wenigen GeV pro Nukleon ausgelegt ist.

Im April und Mai des Jahres 2012 wurden vom HADES-Experiment Kollisionen von Goldionen mit einer Energie von 1,23 GeV pro Nukleon mit einem Target aus Gold gemessen. Teilchen, die ein oder mehrere Strangequarks enthalten, können bei dieser Energie nicht in elementaren Kollisionen zweier Nukleonen produziert werden, sondern müssen zusätzliche Energie vom Gesamtsystem erhalten. Aus diesem Grund eignen sich solche Hadronen besonders gut zur Untersuchung der Hochdichtephase in der Kollision.

Die am häufigsten bei diesen Energien produzierten Hadronen mit Strangenessinhalt sind die Kaonen, welche sowohl geladen, als auch neutral vorkommen und die neutralen  $\Lambda^0$  Hyperonen. Da die neutralen  $K^0_S$  Mesonen und die  $\Lambda^0$  Hyperonen meist bereits vor dem ersten Detektor zerfallen, müssen sie aus den Tochterteilchen ihres Zerfalls rekonstruiert werden. Dabei besitzen sie aufgrund des geringen Wirkungsquerschnitts schwacher Prozesse im Mittel verhältnismäßig lange Flugstrecken, die eine Trennung von realen Zerfällen und kombinatorischem Untergrund über ihre Zerfallstopologie ermöglichen. In dieser Arbeit werden  $K^0_S$  Mesonen und  $\Lambda^0$  Hyperonen im HADES-Detektor erstmals unter Verwendung eines künstlichen neuronalen Netzwerks rekonstruiert. Die neuronalen Netzwerke werden mithilfe von simulierten Zerfällen darauf trainiert, echte Signale vom Untergrund zu unterscheiden und stellen eine erhebliche Verbesserung gegenüber der Verwendung harter Selektionskriterien auf die Topologieparameter dar. Darüber hinaus wurde bei der Rekonstruktion erstmals ein verbesserter Trackingalgorithmus eingesetzt, der die Rekonstruktionseffizienzen der Tochterteilchen solcher Zerfälle erheblich erhöht.

Zur Durchführung von Akzeptanz- und Effizienzkorrekturen werden mit dem Generator Pluto generierte Teilchen eingesetzt, deren Detektorantworten mit HGeant simuliert und in echte Daten implementiert werden.

Die Produktion von  $K^0_S$  Mesonen und  $\Lambda^0$  Hyperonen wird in 2,07 Milliarden Ereignisse mit Zentralitäten zwischen 0% und 40% in Abhängigkeit ihrer Transversalmasse, ihrer Rapidität und der Zentralität der Kollision differentiell untersucht. Über alle Zentralitäten ergeben sich Produktionsraten von  $(1,53 \pm 0,04 \pm 0,02) \cdot 10^{-2}$   $K^0_S$  Mesonen und

$(4,75 \pm 0,10 \pm 0,78) \cdot 10^{-2}$   $\Lambda^0$  Hyperonen pro Ereignis. Darüber hinaus zeigt sich, dass die Produktionsraten zu zentraleren Kollisionen stärker als Anzahl der an der Kollision beteiligten Nukleonen ansteigen, was sich mit den Ergebnissen anderer Teilchen und früherer Analysen deckt.

Das  $\Xi^-$  Hyperon, welches zwei Strangequarks besitzt, wurde bisher noch nie bei derart niedrigen Energien gemessen. Aufgrund der deutlichen Verbesserungen durch das neuronale Netzwerk sowie den verbesserten Trackingalgorithmus wird seine Rekonstruktion erneut versucht. Da kein Signal gefunden werden konnte, wird aus der Rekonstruktion eine obere Grenze für seine Produktionsrate in den untersuchten Kollisionen abgeleitet. Diese Grenze beträgt  $4,7 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis und liegt knapp über Voraussetzungen auf Basis des Verhältnisses der Produktionsraten des  $\phi$  Mesons und des  $\Xi^-$  Hyperons in Ar+KCl Reaktionen und auf Basis thermischer Modelle.

# Abstract

The research of matter under extreme conditions, as expected in neutron stars, is a major aim of many nuclear physics studies and experiments. In the laboratory such extreme conditions can be approached by collisions between heavy ions at relativistic energies, where similar temperatures and densities are created. Because of the very short lifetime of only fractions of a second of the high density phase, researchers have to rely on the information provided by the particles that emerge from the collisions and are measured using large detector systems. The HADES-experiment at the GSI Helmholtzzentrum for heavy ion research is such a detector systems and is specifically designed to investigate heavy ion collisions at energies of a few GeV per nucleon.

In April and May 2012 the HADES-Experiment measured collisions of gold ions with an energy of 1.23 GeV per nucleon onto a fixed gold target. At these energies particles that contain one or more strange quarks can not be created in elementary collisions of two nucleons. The additional energy has to be provided by the system. Therefore strange hadrons are suitable to investigate the high density phase created during the collision.

The most abundantly produced hadrons at these energies, containing strangeness, are the kaons, which exist both charged and neutral, and the neutral  $\Lambda^0$  hyperons. As most of the neutral  $K^0_S$  mesons and  $\Lambda^0$  hyperons decay before they reach the first detector, they have to be reconstructed from their daughter particles that emerge from the decay. The low cross sections of weak processes lead, on average, to relatively long flight paths which allow to differ between signal and combinatorial background making use of the specific decay topologies. In this work the  $K^0_S$  mesons and  $\Lambda^0$  hyperons are being reconstructed in the HADES-Detector for the first time using an artificial neural network, trained on differing between signal and combinatorial background using simulated decays. This approach provides a major improvement compared to the method of hard cuts on the topology parameters. Furthermore, for the first time these particles have been reconstructed using an improved tracking algorithm, that significantly increases the reconstruction efficiencies of the daughter particles.

To correct for acceptance and efficiencies, simulated particles using the generator Pluto are used. The detector responses are simulated using HGeant and before the simulated tracks are implemented into real data.

The production of  $K^0_S$  mesons and  $\Lambda^0$  hyperons is being investigated differentially as a function of the transverse mass, rapidity and centrality of the collision in 2.07 billion recorded events of centralities between 0% and 40 %. Over all centralities production rates of  $(1.53 \pm 0.04 \pm 0.02) \cdot 10^{-2}$   $K^0_S$  mesons and  $(4.75 \pm 0.10 \pm 0.78) \cdot 10^{-2}$   $\Lambda^0$  hyperons per event have been measured. Moreover, it shows that the production rates rise faster than the amount of involved nucleons in the collision, which is in accord with the results of other strange particles and earlier analysis.

The  $\Xi^-$  hyperon, which contains two strange quarks, has never been measured at such low energies before. Because of the significant improvements by the use of a neural network and the improved tracking algorithm its reconstruction is attempted again. As no signal could be extracted, an upper limit of its production rate in the investigated collisions is deduced. This upper limit amounts to  $4,7 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  hyperons per event and is slightly above predictions based on the ratio between the production rates of  $\phi$  mesons and  $\Xi^-$  hyperons in Ar+KCl reactions and based on calculations with the predictions of thermal models.



# Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	iii
Abstract	v
Inhaltsverzeichnis	vii
<b>1. Motivation und Physikalische Grundlagen</b>	<b>1</b>
1.1. Struktur und Aufbau von Materie . . . . .	1
1.2. Schwerionenkollisionen . . . . .	3
1.2.1. Zentralität . . . . .	4
1.2.2. Strangenessproduktion in Kollisionen bei SIS18 Energien . . . . .	4
1.3. Vorherige Analysen . . . . .	6
<b>2. Der HADES-Detektor</b>	<b>7</b>
2.1. Das GSI Helmholtzzentrum für Schwerionenforschung . . . . .	7
2.2. Aufbau und Funktionsweise . . . . .	7
2.2.1. Die <i>Mini Drift Chambers</i> (MDCs) . . . . .	10
2.2.2. Die Flugzeit (META) Detektoren . . . . .	12
2.2.2.1. Der Resistive Plate Chamber (RPC) Detektor . . . . .	12
2.2.2.2. Der Time of Flight (ToF) Detektor . . . . .	12
2.3. Spurrekonstruktion . . . . .	13
2.3.1. <i>Off-Vertex-Tracks</i> . . . . .	18
<b>3. Rekonstruktionsmethode schwacher Zerfälle</b>	<b>19</b>
3.1. Die Au+Au Strahlzeit . . . . .	19
3.2. Ereignisselektion . . . . .	21
3.3. Spurselektion . . . . .	22
3.4. Teilchenidentifikation (PID) . . . . .	24
3.5. Zentralitätsbestimmung . . . . .	26
3.6. Simulationen . . . . .	27
3.7. Untergrundbestimmung . . . . .	28
3.8. Off-Vertex Zerfallstopologie . . . . .	29
3.9. Das neuronale Netzwerk . . . . .	31
<b>4. Ergebnisse der Analyse</b>	<b>33</b>
4.1. Rekonstruktion des $K_S^0$ Mesons . . . . .	33
4.1.1. Training des neuronalen Netzwerks und Vorselektionskriterien . . . . .	33
4.1.2. $K_S^0$ Massenspektren . . . . .	36
4.1.3. Differentielle Analyse nach Rapidität und Transversalmasse . . . . .	40
4.1.4. Zentralitätsabhängige Analyse . . . . .	49

4.2.	Rekonstruktion des $\Lambda^0$ Hyperons . . . . .	52
4.2.1.	Training des neuronalen Netzwerks und Vorselektionskriterien . . .	52
4.2.2.	$\Lambda^0$ Massenspektren . . . . .	56
4.2.3.	Differentielle Analyse nach Rapidität und Transversalmasse . . . . .	59
4.2.4.	Zentralitätsabhängige Analyse . . . . .	67
4.3.	Rekonstruktion des $\Xi^-$ Hyperons . . . . .	70
4.3.1.	Training der neuronalen Netzwerke und Vorselektionskriterien . . .	70
4.3.1.1.	$\Lambda^0$ Hyperonen aus $\Xi^-$ Zerfällen . . . . .	70
4.3.1.2.	$\Xi^-$ Hyperonen . . . . .	74
4.3.2.	$\Xi^-$ Massenspektren . . . . .	78
4.3.3.	Obere Grenze der Produktionsrate von $\Xi^-$ Hyperonen . . . . .	82
<b>5.</b>	<b>Diskussion und Ausblick</b>	<b>85</b>
<b>A.</b>	<b>Anhang</b>	<b>89</b>
A.1.	$\chi^2$ Minimierung . . . . .	89
A.2.	Rapidität und Pseudorapidität . . . . .	90
A.3.	Transversalimpuls und Transversalmasse . . . . .	91
A.4.	Viererimpuls und invariante Masse . . . . .	92
A.5.	Spektren der zentralitätsabhängigen $K_S^0$ Analyse . . . . .	93
A.6.	Spektren der zentralitätsabhängigen $\Lambda^0$ Analyse . . . . .	100
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>107</b>
	<b>Selbstständigkeitserklärung</b>	<b>109</b>
	<b>Danksagung</b>	<b>111</b>

# 1. Motivation und Physikalische Grundlagen

## 1.1. Struktur und Aufbau von Materie

Nach unserem heutigen Verständnis bildeten sich die heute als elementar angenommenen Teilchen wenige Mikrosekunden nach Beginn der als „Urknall“ bekannten Expansion des Universums. Diese Elementarteilchen erhalten ihre Massen durch Wechselwirkung mit dem kürzlich entdeckten Higgs-Boson. Sie werden anhand ihrer Ladung der starken Wechselwirkung, genannt Farbladung, in Quarks und Leptonen unterteilt. Da lediglich die Quarks eine solche Farbladung tragen, können sie im Gegensatz zu den Leptonen stark wechselwirken. Phänomenologisch zeigt sich, dass in der Natur nur farbneutrale Zustände vorkommen. Aus diesem Grund beobachten wir in der Natur nur Quarks in gebundenen Zuständen, welche man als Hadronen bezeichnet. Sie setzen sich entweder aus drei Quarks unterschiedlicher Farbladung, genannt Baryonen oder aus einem Quark und einem Antiquark, welche eine Farbladung und die entsprechende Antifarbladung tragen, genannt Mesonen, zusammen.

Es zeigt sich, dass bei den beiden leichtesten Baryonen, dem Proton und dem Neutron, aus denen der Großteil aller sichtbaren Materie besteht, die Summe der Quarkmassen nur circa 2% der Gesamtmasse des Baryons entspricht. Die restlichen 98% werden dynamisch durch die starke Wechselwirkung, die in der Theorie der Quantenchromodynamik (QCD) beschrieben wird, erzeugt. Intuitiv lässt sich dies über die Heisenbergsche Unschärferelation 1.1 und die Energie-Impuls-Beziehung 1.2, bei denen  $x$  den Ort,  $p$  den Impuls  $E$  die Energie und  $m_0$  die Ruhemasse eines Teilchens beschreibt, nachvollziehen.

$$\Delta x \Delta p \geq \hbar \quad (1.1)$$

Die Heisenbergsche Unschärferelation 1.1 besagt, dass eine Einschränkung des Orts einer Unsicherheit des Impulses entspricht. In Hadronen gebundene Quarks sind in ihrem Ort auf die Ausdehnung des Hadrons, die aufgrund von Messungen im Bereich von 1 fm erwartet wird, beschränkt. Diese Einschränkung des Orts resultiert in einer Impulsunschärfe von circa 200 MeV/c.

$$E^2 = p^2 c^2 + m_0^2 c^4 \quad (1.2)$$

Die von Einstein entdeckte Energie-Impuls-Beziehung 1.2 zeigt wiederum die Äquivalenz von Energie und Masse bzw. Impuls. Der überwiegende Anteil der sichtbaren Masse im Universum entsteht somit dynamisch aufgrund der Ortseinschränkung der Quarks in den Hadronen. Mit den Worten von Nobel Preis Gewinner Frank Wilczek stellt dies für die

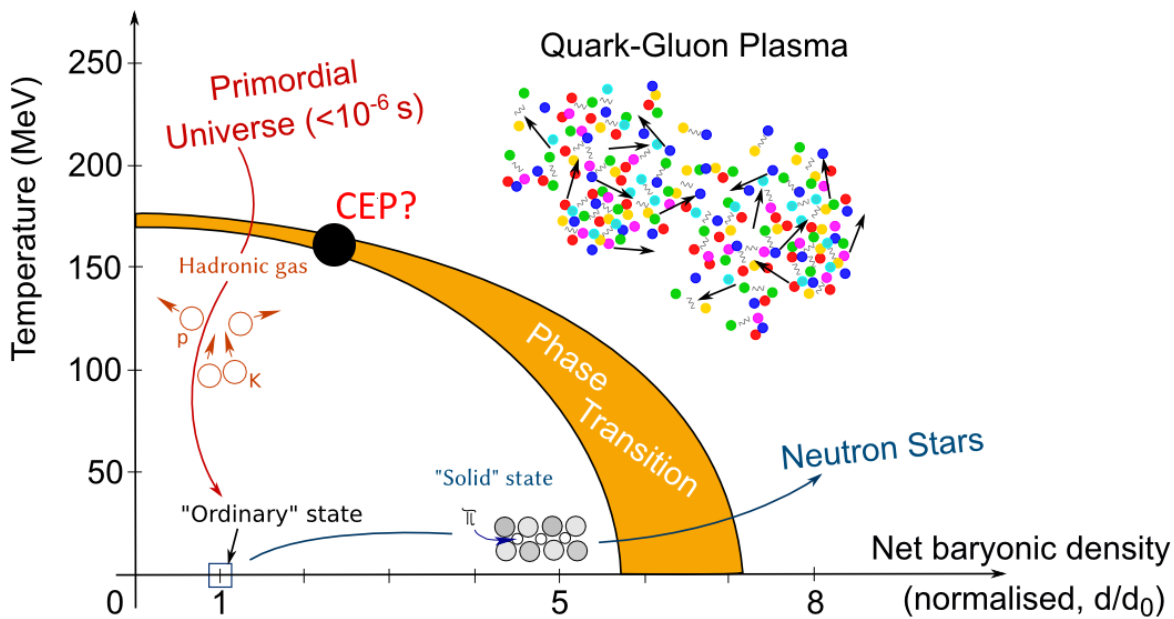


Abbildung 1.1.: Phasendiagramm stark wechselwirkender Materie aufgespannt durch die normalisierte Baryondichte auf der x- und Temperatur in MeV auf der y-Achse [Mai11].

Natur einen Kompromiss aus geringer Verletzung der Farbneutralität und Energiekosten der Ortseinschränkung der Quarks dar [Wil10].

Der Übergang zwischen dem Zustand freier Quarks, der auch als Quark-Gluon-Plasma (QGP) bezeichnet wird, und dem Zustand, in dem Quarks in Hadronen gebunden sind, kann als thermodynamischer Phasenübergang beschrieben werden. Es zeigt sich, dass hohe Temperaturen oder baryochemische Potentiale dazu führen, dass die Quarks in den Zustand des QGP übergehen, was auch als *Deconfinement* bezeichnet wird.

Abbildung 1.1 zeigt das Phasendiagramm dieses Phasenübergangs. Anhand theoretischer Berechnungen und bereits durchgeführter Experimente wird der Phasenübergang zwischen der hadronischen und der QGP Phase in der gelben Fläche erwartet. Aufgrund der starken Impulsabhängigkeit der Wechselwirkungskonstante  $\alpha_s$  der starken Wechselwirkung, lassen sich insbesondere Systeme mit hohen baryochemischen Potentialen und niedrigen Temperaturen nur begrenzt mittels exakten theoretischen QCD Rechnungen beschreiben. Aufgrund dessen sind mehrere Szenarien, wie beispielsweise Phasenübergänge höherer Ordnung oder weitere exotische Zustände von Materie, möglich.

Solche Zustände werden beispielsweise in Neutronensternen vermutet. Modelle sagen Zusammenhänge zwischen der Zustandsgleichung der Materie und ihrer mikroskopischen Zusammensetzung, insbesondere der Menge an Strangequarks voraus. Da die zugehörigen QCD Gleichungen bisher nicht gelöst werden konnten, sind Forscher auf experimentelle Ansätze angewiesen. In Kollisionen schwerer Ionen lassen sich derartige baryochemische Potentiale und Temperaturen im Labor erzeugen, wodurch diese die Möglichkeit bieten, die unterschiedlichen Bereiche im Phasendiagramm 1.1 systematisch zu untersuchen.

## 1.2. Schwerionenkollisionen

In Schwerionenkollisionen lässt man Ionen schwerer Elemente mit relativistischen Energien kollidieren. Die thermodynamischen Größen Temperatur und baryochemisches Potential innerhalb der Kollisionszone hängen von der Schwerpunktsenergie der kollidierenden Kerne ab. Hohe Schwerpunktsenergien entsprechen hierbei hohen Temperaturen und niedrigen baryochemischen Potentialen, während niedrige Schwerpunktsenergien hohe baryochemischen Potentialen aber niedrigere Temperaturen bedeuten. Durch die Untersuchung der Häufigkeiten der verschiedenen in der Kollision entstehenden Teilchen lassen sich Rückschlüsse auf die Ausfrierposition des generierten Systems im Phasendiagramm ziehen. Hierzu werden statistische Modelle verwendet, die die Teilchenproduktion unter Annahme einer statischen homogenen Teilchenquelle im Schwerpunktssystem der Kollision berechnen. Durch Anpassung der Parameter des Modells, Temperatur und baryochemisches Potential, an die gemessenen Häufigkeiten verschiedener Teilchen lässt sich der chemische Ausfrierpunkt (engl. *chemical freeze out*) bestimmen. Dieser Punkt entspricht der Temperatur und dem baryochemischen Potential bei dem keine weiteren Teilchen mehr durch Reaktionen entstehen. Durch Veränderung der Kollisionsenergie in den Experimenten lassen sich verschiedene Bereiche des Phasendiagramms untersuchen. Weltweit wird der chemische Ausfrierpunkt daher in vielen verschiedenen Experimenten mit Schwerionenkollisionen bei verschiedenen Schwerpunktsenergien untersucht.

Abbildung 1.2 zeigt ebenfalls das baryochemische Potential auf der x-Achse und die Temperatur auf der y-Achse, darüber hinaus sind die gemessenen Positionen des chemischen Ausfrierpunkts von Experimenten mit den niedrigsten Energien am SIS18 bis zu den höchsten Energien am LHC Beschleuniger eingezeichnet. Die verschiedenen gemessenen Positionen des Ausfrierpunkts sprechen innerhalb ihrer Fehler für einen kontinuierlichen Verlauf des Ausfrierens.

Wie sich anhand Abbildung 1.2 erkennen lässt, lassen sich mit dem HADES-Experiment am SIS18 Beschleuniger der GSI, dessen Daten in dieser Arbeit analysiert werden, die höchstmöglichen baryochemischen Potentiale die aktuell erreichbar sind, untersuchen.

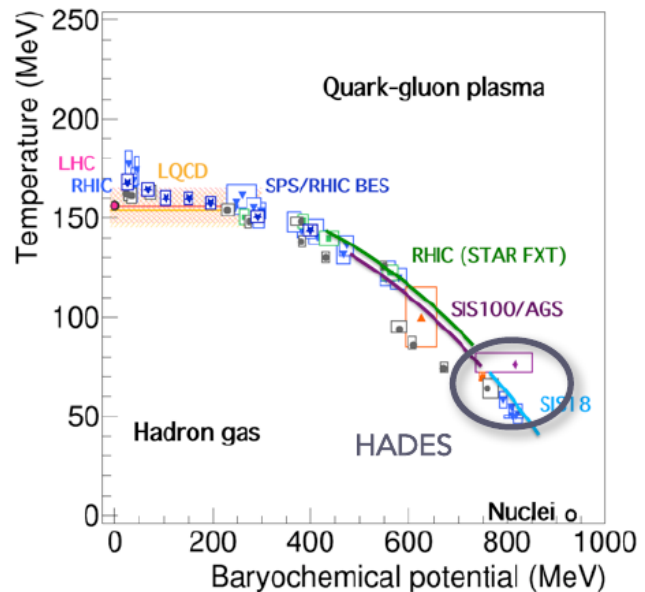


Abbildung 1.2.: Phasendiagramm der Quantenchromodynamik (QCD) mit Messpunkten verschiedener Experimente. Datenpunkte aus [Aga16], Darstellung T. Galatyuk.

### 1.2.1. Zentralität

Im Gegensatz zu Kollisionen zwischen einzelnen Nucleonen oder Leptonen treffen Projektil- und Targetkern in Schwerionenkollisionen aufgrund ihrer räumlichen Ausdehnung nur selten komplett zentral aufeinander. Die meisten Kollisionen verlaufen hingegen, wie die in Schaubild 1.3 gezeigte Kollision, peripher. Hierbei nehmen nur die Nucleonen, die sich in der orange markierten Überlappregion befinden an der eigentlichen Reaktion teil. Die restlichen Nucleonen in den blau markierten Regionen werden als „Zuschauer“ (engl. *Spectator*) Nucleonen bezeichnet. Ihr Anteil an der Gesamtanzahl an Nucleonen definiert die Größe der Zentralität. Sie beträgt somit für die im Schaubild 1.3 gezeigte Kollision circa 50%.

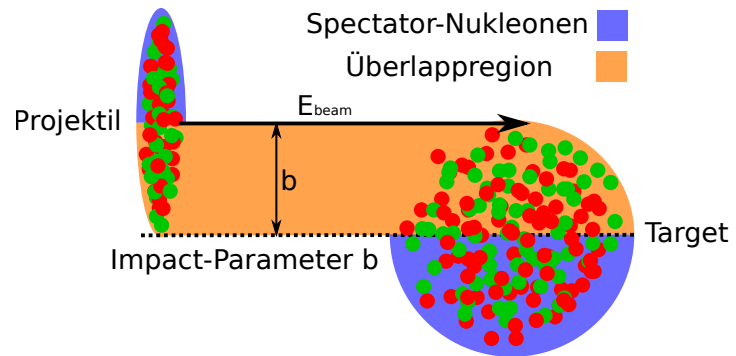


Abbildung 1.3.: Schaubild der peripheren Kollision eines relativistischen Projektilkerns mit einem im Laborsystem ruhenden Targetkern.

Eine wichtige Größe zur Beschreibung der Zentralität ist der *Impactparameter*  $b$  der Kollision. Er beschreibt den minimalen Abstand zwischen den Schwerpunkten der kollidierenden Kerne. Ein *Impactparameter* von 0 fm entspricht einer Zentralität von 0%, also einer komplett zentralen Kollision.

Bei peripheren Kollisionen schirmen die *Spectator* Nucleonen, die Emission der in der Kollisionszone entstehenden Teilchen ab. Daher werden die entstandenen Teilchen bevorzugt senkrecht zu einer Ebene, der so genannten Ereignis-Ebene (engl. *Event-Plane*) emittiert. Diese wird von der Strahlachse  $z$  und dem *Impactparameter*  $b$  aufgespannt.

### 1.2.2. Strangenessproduktion in Kollisionen bei SIS18 Energien

Bei der Untersuchung von Kollisionen schwerer Ionen kommt den neu produzierten Quarks eine besondere Bedeutung zu, da sie Informationen über das entstandene System liefern. Die Produktion von Strangequarks ist hierbei von besonderem Interesse, da Hadronen mit Strangenessinhalt bei den Kollisionsenergien des SIS18 Beschleunigers aufgrund mangelnder Energie nicht in elementaren Nucleonen Kollisionen entstehen können. Ihre Produktion wird erst durch die Energiebereitstellung des generierten Systems ermöglicht und ist somit besonders sensitiv auf dessen Eigenschaften wie insbesondere die Zustandsgleichung. Die Teilchenproduktion unterhalb der Energieschwelle in Nucleon Nucleon Kollisionen wird auch als *sub-threshold* bezeichnet.

Von allen Teilchen mit Strangenessinhalt treten bei SIS18 Energien die Kaonen und die  $\Lambda^0$  Hyperonen am häufigsten auf. Historisch werden Mesonen, die ein Strangequark enthalten, wie die negativ geladenen Kaonen, als Antikaonen und diejenigen, die ein Anti-strangequark enthalten, wie die positiv geladenen Kaonen, als Kaonen bezeichnet. Bei

den beobachtbaren neutralen Kaonen  $K_S^0$  und  $K_L^0$  handelt es sich um Linearkombinationen aus einem Kaon- und einem Antikaonzustand. Da die direkte Paarproduktion von geladenen Kaonen in elementaren Kollision zweier Nukleonen (Formel 1.3) eine Schwellenenergie von 2870 MeV benötigt, ist sie in Schwerionenkollisionen im SIS18 Energiebereich von Energien bis 2000 MeV pro Nukleon stark unterdrückt.



Kaonen können hingegen über einen weiteren Mechanismus, der ein  $\Lambda^0$  Hyperon umfasst produziert werden. Formel 1.4 zeigt diesen Prozess für die elementare Kollision zweier Nukleonen. Seine Schwellenenergie liegt bei nur 2550 MeV und damit nah der Energie, die in Schwerionenkollisionen mit SIS18 Energien in Nukleon Nukleon Kollisionen verfügbar ist.



Für Antikaonen ist darüber hinaus noch die Produktion über den so genannten Strangenessaustausch (engl. *Strangenessexchange*) möglich. Hierbei kollidiert ein Meson ohne Strangenessinhalt mit einem Baryon mit Strangenessinhalt. Als Folge der Reaktion wird das Strangequark von dem Baryon auf das Meson übertragen, was in Formel 1.5 für die Kollision eines Pions mit einem Lambda gezeigt ist.



Die Dominanz von Materie im Kollisionssystem führt dazu, dass die Produktion von Kaonen gegenüber der von Antikaonen aufgrund des Prozesses 1.4 stark vermehrt stattfindet. Dies zeigt sich sehr deutlich in dem gemessenen  $K^-/K^+$  Verhältnis von  $(6,45 \pm 0,9) \cdot 10^{-3}$  für Au+Au Kollisionen bei 1,23A GeV mit Zentralitäten von 0% bis 40% [Ada17-1].

Diese Arbeit beschäftigt sich unter anderem mit der Produktion des  $\Xi^-$  Hyperons welches sich aus zwei Strange- und einem Downquark zusammensetzt. Formel 1.6 zeigt seine energetisch günstigste elementare Produktionsreaktion. In den untersuchten Au+Au Kollisionen mit einer Strahlenergie von 1,23A GeV liegt die Energieschwelle der  $\Xi^-$  Produktion circa 840 MeV oberhalb der verfügbaren Energie in elementaren NN-Kollisionen. Seine Produktion kann somit auch als *deep sub-threshold* bezeichnet werden und ist besonders sensitiv auf die Eigenschaften des erzeugten Systems.



### 1.3. Vorherige Analysen

Die Produktion des  $\Xi^-$  Hyperons wurde von der HADES Kollaboration bereits in Kollisionen von Argon und Kaliumchlorid bei einer Strahlenergie von 1,76A GeV sowie in Kollisionen von Protonen und Niob bei einer Strahlenergie von 3,5 GeV untersucht. In beiden Kollisionssystemen konnte eine Produktionsrate der  $\Xi^-$  Hyperonen deutlich oberhalb der Erwartungen thermischer Modelle gemessen werden [Aga09-1, Aga15, Aga16].

In Au+Au Kollisionen bei einer Strahlenergie von 1,23A GeV wurde die Produktion des  $\Xi^-$  Hyperons bereits von T. Scheib im Rahmen seiner Dissertation untersucht. Hierzu wurden rekonstruierte Daten der achten Generation des Trackingalgorithmus benutzt. Mit der verwendeten Methode harter Selektionskriterien auf die schwache Zerfallstopologie (cf. Abschnitt 3.8) des  $\Xi^-$  Hyperons konnte kein signifikanter Peak gefunden werden. Die sich ergebende obere Grenze für die Häufigkeit von  $\Xi^-$  Hyperonen beträgt  $2,32 \cdot 10^{-3}$  Teilchen pro Au+Au Kollision [Sch17].

Aufgrund der deutlich größeren Menge an Nukleonen in den Kollisionen von Goldkernen ergibt sich ein deutlich größerer kombinatorischer Untergrund in der Rekonstruktion als in den leichteren Kollisionssystemen Ar+KCl oder p+Nb. Zur Reduktion des kombinatorischen Untergrunds sind daher in Au+Au Kollisionen deutlich härtere Bedingungen für die Parameter der Zerfallstopologie notwendig, wodurch sich gleichzeitig die Rekonstruktionseffizienz verringert. In dieser Arbeit werden im Gegensatz zu [Sch17] Daten der neunten Generation des Trackingalgorithmus ausgewertet. Diese unterscheiden sich gegenüber denen der achten Generation hauptsächlich durch einen verbesserten Algorithmus zur Rekonstruktion der Teilchenspuren (cf. Abschnitt 2.3). Dieser verbesserte Trackingalgorithmus erhöht die Rekonstruktionseffizienz für Spuren, die aus schwachen Zerfällen (cf. Abschnitt 3.8), hervorgehen, deutlich. Durch diese Verbesserungen lässt sich der Effekt der reduzierten Rekonstruktionseffizienz zu einem gewissen Maße ausgleichen. Gleichzeitig erhöht die Verwendung eines neuronalen Netzwerks basierend auf dem *Toolkit for Multivariate Data Analysis with ROOT* (TMVA) zur Identifikation der Zerfallstopologie die Rekonstruktionseffizienz.

Unter diesen Voraussetzungen besteht eine hohe Wahrscheinlichkeit in einer weiteren Analyse das  $\Xi^-$  Hyperon rekonstruieren zu können. Dies ist ein primäres Ziel dieser Arbeit (cf. Abschnitt 4.3).

Darüber hinaus wurde von T. Scheib im Rahmen seiner Dissertation die Produktion von  $K_S^0$  Mesonen und  $\Lambda^0$  Hyperonen ebenfalls mit harten Kriterien auf die Topologieparameter erfolgreich untersucht. Da davon auszugehen ist, dass die Verwendung von neuronalen Netzwerken und die Verwendung des verbesserten Trackingalgorithmus auch bei diesen Teilchen zu erheblichen Verbesserungen führt, wird in Abschnitt 4.1 die Produktion der  $K_S^0$  Mesonen und in Abschnitt 4.2 die Produktion der  $\Lambda^0$  Hyperonen eingehend untersucht.



## 2. Der HADES-Detektor

### 2.1. Das GSI Helmholtzzentrum für Schwerionenforschung

Das Helmholtzzentrum für Schwerionenforschung (GSI) wurde im Jahr 1969 gegründet und spielt seither mit seiner Beschleunigeranlage international eine wichtige Rolle bei der Erforschungen der subatomaren Struktur von Materie. Die Anlage ermöglicht die Beschleunigung von geladenen Teilchen, insbesondere von schweren Ionen, auf Energien von bis zu 2 GeV pro Nukleon. Abbildung 2.1 zeigt ihren schematischen Aufbau.

An den Ionenquellen werden positiv geladene Ionen mit niedriger kinetischer Energie erzeugt. Auf die Ionenquellen folgt der Linearbeschleuniger (*Linear Accelerator* (LINAC)), welcher die Ionen zunächst auf bis zu 20% der Lichtgeschwindigkeit beschleunigt. Die Ionen können nun in Experimentierhalle 1 für atomphysikalische Experimente genutzt werden. Da insbesondere kernphysikalische Experimente höhere Ionenenergien erfordern, wird ein Teil der Ionen im Schwerionensynchrotron 18 (SIS18) weiter beschleunigt, wodurch sie ihre endgültige Energie von bis zu 2 GeV pro Nukleon erreichen [Gsi17].

In Experimentierhalle 2 werden die beschleunigten Ionen für verschiedenste Anwendungen im Bereich der Physik, der Medizin und der Materialforschung genutzt. Neben dem HADES-Detektor, dessen Daten in dieser Arbeit analysiert werden und welcher daher in Abschnitt 2.2 näher beschrieben wird, befinden sich hier auch der Fragmentseparator (FRS), der Experimentierspeicherring (ESR) sowie weitere Experimente.

### 2.2. Aufbau und Funktionsweise

Zur Erforschung der kernphysikalischer Prozesse in Kollisionen von Ionen mit Projektilenergien von wenigen GeV pro Nukleon werden die beschleunigten Ionen im HADES Spektrometer auf ein festes Ziel (engl. *Fixed Target*) gelenkt. Hierbei wird der überwiegende Anteil aller Teilchen in Flugrichtung der eintreffenden Projektile emittiert, wo sich der Detektor an das *Target* anschließt. Durch Anordnung und Konstruktionsweise der Detektoren deckt das Experiment den gesamten Azimuthalwinkel in sechs identischen Sektoren und den Polarwinkel von  $18^\circ$  bis  $88^\circ$  ab und erreicht geometrische Akzeptanzen von um die 40% der in der Kollision entstandenen Teilchen.

In dieser Arbeit werden Daten von Gold-Gold (Au+Au) Kollisionen ausgewertet. Um Konversionen der entstehenden Teilchen im Targetmaterial, sowie deren Energieverlust zu minimieren, besteht das *Target* aus 15 hintereinander angeordneten dünnen Schichten, genannt *Stripes*. Die Wahrscheinlichkeit einer Kollision zwischen einem Projektil- und Targetteilchen beträgt nur wenige Prozent pro Extraktion (engl. *Spill*) von Projektilteilchen aus dem SIS18 Beschleuniger.

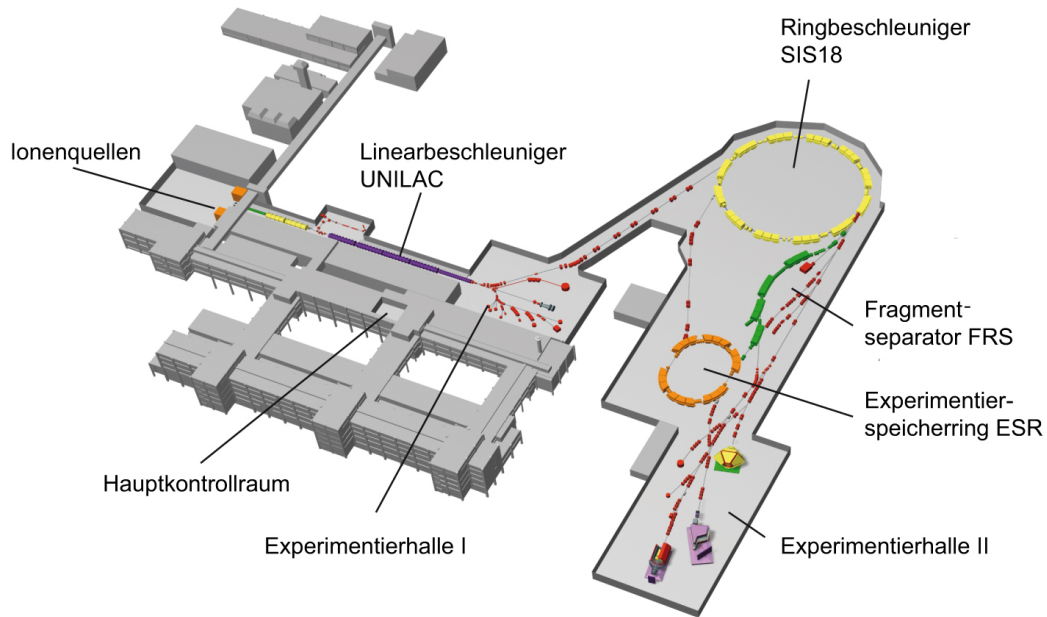


Abbildung 2.1.: Schematische Darstellung der Beschleunigeranlage am GSI Helmholtzzentrum für Schwerionenforschung [Gsi17].

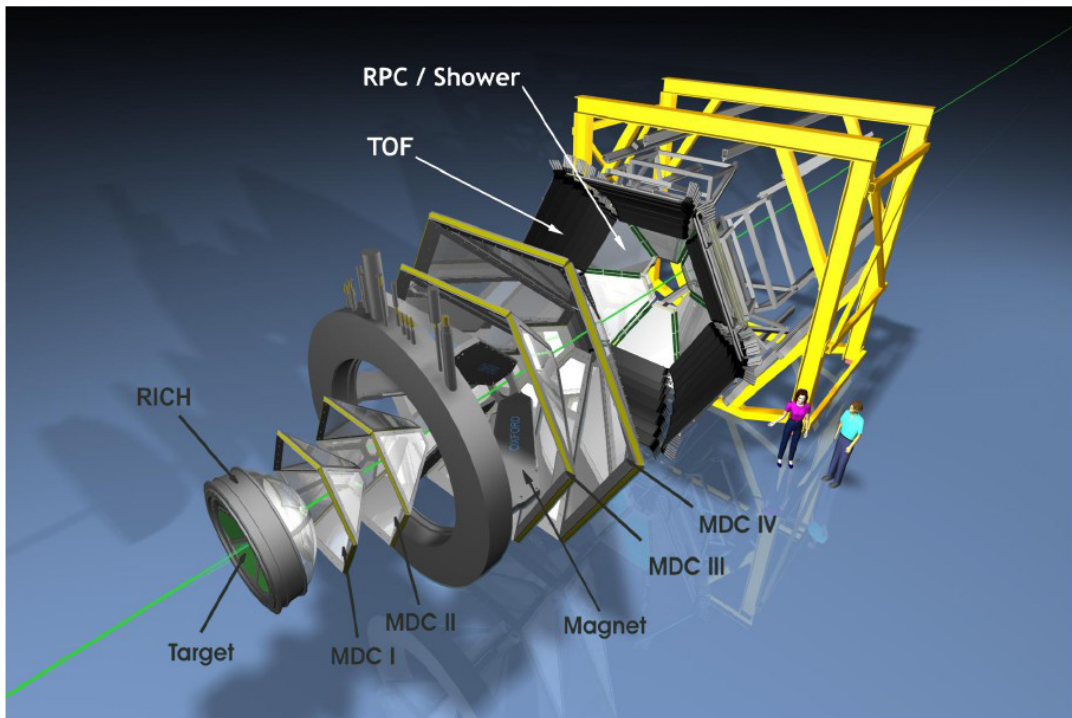


Abbildung 2.2.: 3D-Darstellung des HADES-Detektorsystems am GSI Helmholtzzentrum für Schwerionenforschung [Sch08]. Zur Illustration sind die einzelnen Detektoren auseinander gezogen. In Messposition beträgt der Abstand zwischen dem vordersten und hintersten Detektor 3m.

Die Teilchen, die aus der Kollision der Projektile mit dem *Target* hervor gehen, liefern Informationen über den Ablauf der Kollisionen und lassen damit Rückschlüsse auf die Phase hochdichter Kernmaterie die kurz nach Beginn einer Kollision entsteht zu. Die Bestimmung von Teilchenparametern wie Impuls, Masse und Ladung mit hoher Präzision erfordert ein komplexes System aus verschiedenen Detektoren aus deren kombinierten Signalen sich die Teilchenparameter rekonstruieren lassen. Abbildung 2.2 zeigt die Anordnung der verschiedenen Detektoren des HADES-Experiments in einem dreidimensionalen Schaubild. Mit Ausnahme des START-Detektors, des VETO-Detektors und der *Forward Wall* unterteilen sich alle Detektoren in sechs unabhängige Sektoren. Dies ermöglicht den Betrieb des Experiments und die Aufzeichnung von Daten auch wenn Detektoren in einzelnen Sektoren komplett ausfallen.

Der erste Detektor befindet sich bereits vor dem *Target*. Er wird START Detektor genannt und dient zum Einen dazu, den exakten Zeitpunkt der Kollision der Ionen mit dem *Target* zu bestimmen und zum Anderen, die Qualität des eintreffenden Ionenstrahls zu überwachen. Zur Erhöhung der Detektoreffizienz besteht er aus zwei hintereinander angeordneten Modulen. Aufgrund der großen Menge an Teilchen, die den Detektor durchqueren, muss der Detektor kontinuierlich gekühlt werden. Gleichzeitig benötigt der Detektor ausreichend mechanische Stabilität, soll allerdings, zur Verringerung der Wechselwirkungen zwischen den Projektilen und dem Detektor, aus so wenig Material wie möglich bestehen. Um all diesen Anforderungen gerecht zu werden, wurde der Detektor aus Diamant gefertigt, welcher sowohl eine gute Wärmeleitfähigkeit aufweist als auch bei geringer Materialstärke eine hohe mechanische Stabilität bietet.

In circa 70 cm Abstand vom START-Detektor folgt der VETO-Detektor, welcher dem START-Detektor in seinem Aufbau und Funktionsweise ähnelt. Auch er besteht aus zwei Modulen und dient dazu mit hoher Präzision den Auftreffzeitpunkt von Strahlteilchen zu bestimmen. Diese Information wird benötigt um zu entscheiden, ob ein Ereignis die in Abschnitt 3.2 beschriebenen Gütekriterien erfüllt.

Die bei der Kollision entstandenen Teilchen treffen hinter dem *Target* zunächst auf einen *Ring Imaging Cherenkov Detector* (RICH). Hierbei handelt es sich um einen Gasdetektor. Durchquert ein geladenes Teilchen mit einer größeren Geschwindigkeit als der Lichtgeschwindigkeit im Detektorgas den Detektor, so strahlt es aufgrund des Cherenkov-Effekts ringförmig Photonen ab. Diese werden von einem Parabolspiegel reflektiert und von Photodetektoren detektiert. Da bei den üblichen Kollisionsenergien im HADES-Experiment nur Elektronen und Positronen aufgrund ihrer geringen Masse eine hierfür ausreichende Geschwindigkeit besitzen, eignet sich der RICH-Detektor hervorragend zur Unterscheidung zwischen Elektronen oder Positronen und anderen geladenen Teilchen.

Hinter dem RICH-Detektor folgen zwei von insgesamt vier Ebenen aus *Mini Drift Chamber* (MDC) Detektoren. Diese dienen dazu, Spuren geladener Teilchen zu rekonstruieren. Gleichzeitig kann der teilchenspezifische Energieverlust im Detektorgas gemessen werden, welcher einen Beitrag zur Teilchenidentifikation liefert. Aufbau und Funktionsweise der MDC-Detektoren werden aufgrund ihrer hohen Relevanz für das Experiment in Abschnitt 2.2.1 näher erläutert.

Hinter den ersten beiden MDC Ebenen durchqueren die Teilchen einen supraleitenden Elektromagneten, welcher innerhalb seiner Spulen ein Magnetfeld von bis zu 3,7 T und

in den Bereichen dazwischen bis 0,8 T erzeugt [Had09]. Der Magnet ist so konstruiert, dass das Magnetfeld räumlich stark lokalisiert ist und somit die umliegenden Detektoren kaum beeinflusst. Beim Durchlaufen des Magnetfelds werden die Spuren elektrisch geladener Teilchen größtenteils transversal zur Strahlachse abgelenkt. Da diese Ablenkung vom Gesamtimpuls des Teilchen, sowie seiner Ladung abhängt, lässt sich hiermit durch die in Abschnitt 2.3 beschriebene Methode das Impuls-Ladungsverhältnis des Teilchens bestimmen.

Nach dem Elektromagneten folgen zwei weitere Ebenen von MDC Detektoren.

An die beiden hinteren Ebenen der MDCs schließen sich die *Resistive Plate Chamber* (RPC) Detektoren im niedrigen Polarwinkelbereich und die *Time of Flight* (ToF) Detektoren im hohen Polarwinkelbereich an. Beide Detektoren werden unter dem Begriff META-Detektoren zusammengefasst. Sie dienen in erster Linie der Bestimmung der exakten Auftreffzeitpunkte von geladenen Teilchen. In Kombination mit dem Zeitpunkt der Kollision, welcher vom START Detektor geliefert wird, lässt sich hieraus die Flugzeit (engl. *Time of Flight*) der Teilchen bestimmen. Gleichzeitig lässt sich auch der Energieverlust der Teilchen im ToF Detektor bestimmen, welcher einen zusätzlichen Beitrag zur Teilchenidentifikation liefert. In Abschnitt 2.3 wird beschrieben, wie sich aus diesen Informationen in Kombination mit der Impulsmessung der Teilchen ihre Massen bestimmen lassen. Da die META Detektoren ebenso wie die MDC Detektoren für diese Arbeit eine entscheidende Rolle spielen, werden ihr Aufbau und ihre Funktionsweise in Abschnitt 2.2.2 genauer erläutert.

Direkt hinter den RPC-Detektoren folgen nun noch die SHOWER-Detektoren. Diese messen elektromagnetische Schauer (engl. *Shower*) von Teilchen, die auftreten wenn Elektronen oder Positronen das Detektionsmaterial Blei durchqueren. Die Detektion der Shower Teilchen erfolgt durch Vieldrahtkammern.

Circa 3m hinter dem gesamten Aufbau befindet sich die *Forward Wall* (FW), die im Schaubild 2.2 nicht gezeigt wird. Dieser Detektor besteht aus mehreren Modulen von Szintillatoren. Er dient dazu die *Spectator* Nukleonen in peripheren Kollisionen zu detektieren. Anhand ihrer Verteilung lässt sich die Lage der *Event-Plane* rekonstruieren(cf. Abschnitt 1.2.1).

### 2.2.1. Die *Mini Drift Chambers* (MDCs)

Die *Mini Drift Chamber* (MDC) Detektoren des HADES-Experiments zählen zur Klasse der Gasdetektoren, genauer zu den Vieldrahtdriftkammern (engl. *Multiwire Driftchamber* (MDC)). Sie besitzen jeweils sechs Ebenen aus Signal- und Potentialdrähten, genannt *Layer*. Zwischen diesen Drahtebenen befinden sich Ebenen aus Kathodendrähten. Abbildung 2.3 veranschaulicht Aufbau und Anordnung der Ebenen aus Signal- und Potentialdrähten. Das Volumen, in dem sich die Drahtebenen befinden, ist mit einer Mischung aus einem Detektions- und einem Löschgas gefüllt. In der Au+Au Strahlzeit war die innerste MDC (MDC I) mit einem Gemisch aus 70% Argon und 30% Kohlenstoffdioxid gefüllt. In den restlichen drei MDCs (MDC II-IV) wurde hingegen ein Gemisch aus 84% Argon und 16% Isobutan verwendet.

Durchquert ein ionisierendes Teilchen das Gasvolumen, so werden Gasatome entlang seiner Spur ionisiert und es entstehen freie Elektronen, die im elektrischen Feld in Richtung der Signaldrähte beschleunigt werden. Durch Stöße mit weiteren Gasatomen die dadurch ebenfalls ionisiert werden, kommt es zu einem lawinenartigen Anstieg an freien Elektronen. Die Geschwindigkeit, mit der sich die Lawine durch den Detektor bewegt wird Driftgeschwindigkeit genannt. Aufgrund der speziellen Feldgeometrie im Detektor ist diese an den meisten Stellen nahezu konstant. Sobald die erzeugten Elektronen auf einen Signaldraht treffen, zeichnet die Elektronik dies in Form eines elektrischen Signals auf. Anhand des Zeitpunkts des Signals und des Zeitpunkts der Kollision, kann die Driftzeit der Elektronen im Detektor bestimmt werden. In Kombination mit der Driftgeschwindigkeit lässt sich hieraus berechnen in welcher Distanz vom Signaldraht das Teilchen den Detektor durchquert hat.

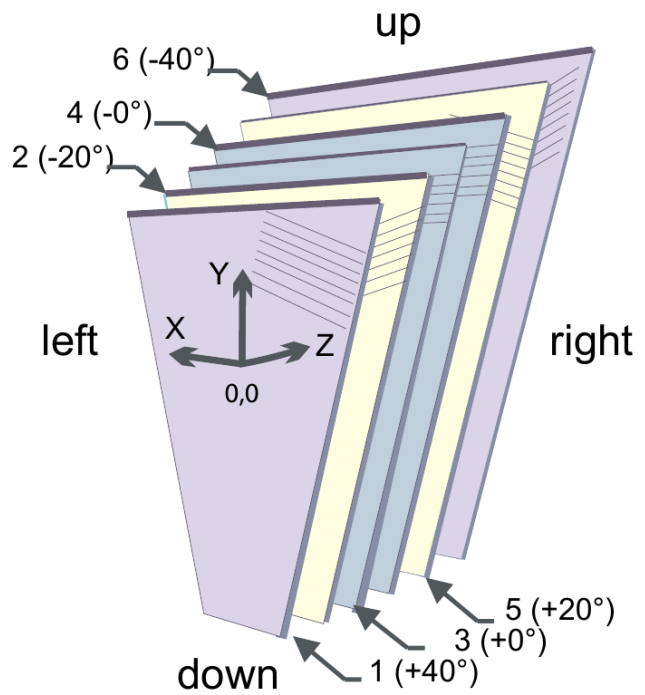


Abbildung 2.3.: Aufbau und Anordnung der Drahtebenen der MDC Kammern [Mar05].

Zur Bestimmung der genauen Position des Teilchendurchlaufs bedarf es der Signale aus mindestens 2 Signaldrahtebenen mit unterschiedlichen Winkeln zueinander. Bei mehreren gleichzeitig detektierten Teilchendurchläufen werden allerdings mehr verschiedene Winkel benötigt um ein eindeutiges Ergebnis zu erzielen. Die sechs Signaldrahtebenen weisen daher fünf verschiedene Winkel gegenüber der Unterseite des Detektors ( $40^\circ$ ,  $-20^\circ$ ,  $0^\circ$ ,  $0^\circ$ ,  $20^\circ$  und  $-40^\circ$ ) auf, wobei das Vorzeichen die Richtung der Drehung angibt. Die Volumen, die von nebeneinander liegenden Signaldrähten begrenzt werden, werden Zellen genannt. Ihre Größe beträgt zwischen  $5 \times 5 \text{ mm}^2$  im innersten MDC und  $14 \times 10 \text{ mm}^2$  im äußersten MDC [Mar05].

Die Zeitdauer (engl. *Time over Threshold* (ToT)) des Signals in den Signaldrähten stellt einen weiteren Messwert dar, da diese direkt mit der Anzahl an primär ionisierten Atomen zusammenhängt. Diese Anzahl ist wiederum ein Maß für den Energieverlust, den das Teilchen im Detektorgas erfahren hat. Der Energieverlust geladener Teilchen in Materie wird durch die Bethe-Bloch-Formel 2.1 [Pat16] beschrieben.

$$\left\langle -\frac{dE}{dx} \right\rangle = K z^2 \frac{Z}{A} \frac{1}{\beta^2} \left[ \frac{1}{2} \ln \left( \frac{2m_e c^2 \beta^2 \gamma^2 W_{max}}{I^2} \right) - \beta^2 - \frac{\delta(\beta\gamma)}{2} \right] \quad (2.1)$$

$\beta$  symbolisiert hierbei die Geschwindigkeit des Teilchens als Anteil der Vakuumlichtgeschwindigkeit,  $\gamma$  seinen relativistischen Faktor,  $c$  die Vakuumlichtgeschwindigkeit,  $\frac{dE}{dx}$  den differentiellen Energieverlust pro Wegstrecke,  $z$  die Ladungszahl des Teilchens,  $Z$  und  $A$  Ordnungszahl und atomare Masse des durchlaufenen Materials,  $K$  einen konstanten Vorfaktor von  $\approx 0.307 \text{ MeV mol}^{-1} \text{ cm}^2$ ,  $W_{max}$  den Energieübertrag auf ein Elektron in einer einzelnen Kollision,  $m_e$  die Ruhemasse des Elektrons,  $I$  das mittlere Anregungspotential des Materials und  $\delta(\beta\gamma)$  einen Korrekturterm für Dichteeffekte.

Der Energieverlust des Teilchens hängt offensichtlich nur von seiner Geschwindigkeit  $\beta$  und seiner Ladungszahl  $z$  ab. In Kombination mit dem gemessenen Impuls des Teilchens lässt sich mittels eines Verfahrens, welches in Abschnitt 2.3 genauer erläutert wird, das Teilchen identifizieren.

## 2.2.2. Die Flugzeit (META) Detektoren

Wie bereits zuvor erwähnt, dienen sowohl der RPC- als auch der ToF-Detektor zur Bestimmung der Flugzeit der Teilchen. Oberstes Ziel bei der Konstruktion der Detektoren ist somit eine hohe Zeitauflösung. Beide Detektoren liefern einen entscheidenden Beitrag zur Teilchenidentifikation und werden im Folgenden nacheinander vorgestellt.

### 2.2.2.1. Der Resistive Plate Chamber (RPC) Detektor

Wie bei den MDCs handelt es sich auch bei den RPC Detektoren um Gasdetektoren, allerdings wie der Name schon sagt um Widerstandsplattenkammern (engl. *Resistive Plate Chambers*).

Die HADES-RPCs besitzen ein Volumen, welches mit dem Detektorgas, bestehend aus einem Detektions- und Löschgas, gefüllt ist. Dieses Volumen wird von zwei Platten mit hohem elektrischen Widerstand und drei leitfähigen Elektroden in vier Bereiche unterteilt. Zwischen der Inneren und den beiden Äußereren Elektroden liegt ein starkes elektrisches Feld senkrecht zu den Widerstandsplatten an. Durchquert ein ionisierendes Teilchen das Gasvolumen, so ionisiert es die Atome des Gases und es bildet sich eine Lawine aus geladenen Teilchen. Sobald diese auf eine der Elektroden trifft, wird sie dort als Stromimpuls registriert.

Insgesamt befinden sich im HADES-Detektor 1116 solcher RPC-Module, die sich auf die sechs Sektoren und zwei hintereinander angeordnete Schichten verteilen. Hierdurch lassen sich viele nahezu gleichzeitige Treffer von Teilchen unterscheiden. Darüber hinaus lässt sich die Position des Treffers bestimmen. Die doppelte Messung der Flugzeit in den zwei Schichten von RPC-Modulen steigert die Präzision der Flugzeitmessung, welche insgesamt circa 100 ps beträgt [Fer09].

### 2.2.2.2. Der Time of Flight (ToF) Detektor

Der ToF-Detektor zählt zur Klasse der Szintillatoren. Er unterteilt sich in sechs Sektoren mit jeweils acht Szintillatorbalken, die von je zwei Photomultipliern mit hoher Zeitauflösung an beiden Enden ausgelesen werden. Durchläuft ein geladenes Teilchen einen Szintil-

latorbalken, so emittiert es aufgrund des Szintillationseffekts Photonen. Diese werden an den Enden der Balken durch die Photomultiplier in elektrische Impulse umgewandelt. Aus der zeitlichen Differenz zwischen dem Auftreffen der Photonen an den beiden Enden lässt sich die Position des Teilchendurchlaufs auf 3-4 Zentimeter Genauigkeit ermitteln. Insgesamt erreicht der ToF-Detektor eine Zeitaufösung von 100-150 ps und ist somit etwas ungenauer als der RPC-Detektor [Lin01].

Auch beim ToF-Detektor kann der Energieverlust der Teilchen anhand des Detektorsignals ermittelt werden. Wie beim Energieverlust in den MDCs lässt sich hiermit in Kombination mit dem rekonstruierten Impuls das Teilchen identifizieren. Die Methode wird in Abschnitt 2.3 genauer vorgestellt.

## 2.3. Spurrekonstruktion

Um Informationen über die detektierten Teilchen wie Flugrichtung, Impuls, Geschwindigkeit, Ladung und Masse zu gewinnen, muss zunächst ihre Spur (engl. *Track*) aus den elektrischen Signalen der einzelnen Detektoren rekonstruiert werden. Da in dieser Arbeit Hadronen untersucht werden, wird nicht näher auf die Besonderheiten der Rekonstruktion von Leptonenspuren eingegangen.

Logischerweise können Teilchenspuren nur rekonstruiert werden, wenn die Teilchen Signale in den Detektoren erzeugen. Im Fall des HADES-Experiments müssen die Teilchen hierfür eine elektrische Ladung tragen und eine mittlere Lebensdauer in der Größenordnung von Nanosekunden aufweisen. Bei den Kollisionsenergien des HADES-Experiments können daher nur Spuren von Elektronen  $e^-$ , Positronen  $e^+$ , Myonen  $\mu^\pm$ , Pionen  $\pi^\pm$ , Kaonen  $K^\pm$ , Protonen  $p$  und leichter Kerne, wie beispielsweise Deuterium  $d$  oder Helium  $He^{2+}$  rekonstruiert werden.

Abbildung 2.4 veranschaulicht die Rekonstruktion einer Hadronenspur im HADES-Detektor. Der Einfachheit halber zeigt die Skizze nur die hierfür benötigten Detektoren in einer zweidimensionalen Projektion und nur eine Teilchenspur. Im besten Fall wird ein geladenes Teilchen in allen vier MDCs

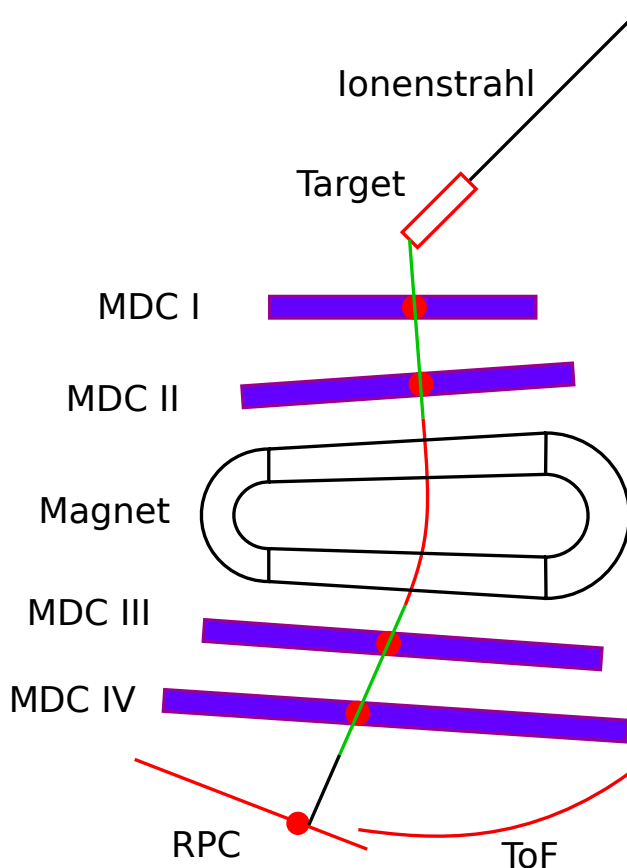


Abbildung 2.4.: Skizze der Spurrekonstruktion im HADES-Detektor.

(MDC I-IV) in jeweils allen sechs Signaldrahtebenen gemessen. Zusätzlich muss es je nachdem welchen Polarwinkel die Spur aufweist entweder im RPC oder im ToF Detektor registriert werden, um das Teilchen anhand der der Flugzeitmessung zu identifizieren. Anhand der Positionen der Signaldrähte und Driftzeiten der Elektronen können von den MDCs jeweils relativ genaue Positionen sowie die Richtung der Spur ermittelt werden. Der jeweils getroffene META Detektor kann die Position der Spur im Rahmen seiner Ortsauflösung ebenfalls grob bestimmen. Im Schaubild sind diese Treffer (engl. *Hits*) als rote Punkte auf den Detektorebenen dargestellt.

Im ersten Schritt der Spurrekonstruktion werden aus den ausgelösten Signaldrähten der MDCs Hits, so genannte Cluster, rekonstruiert. Hierzu werden von einem Programm, genannt Cluster-Finder, iterativ Stellen gesucht, an denen sich mehrere Signaldrähte, die ein Signal aufgezeichnet haben, kreuzen. Dabei werden nur ausgelöste Signaldrähte berücksichtigt, die noch nicht zu einem Cluster zugeordnet wurden. Anhand der Driftzeiten der Signale (cf. Abschnitt 2.2.1) und der entsprechenden Drahtebenen lässt sich für jeden Cluster eine grobe Richtung der Spur bestimmen. Bei MDC I und II wird gefordert, dass diese Richtung auf den primären Vertex zeigt, da die meisten Teilchen diesem entstammen. Zur Verbesserung der Rekonstruktionseffizienz von Spuren, die nicht aus dem primären Vertex stammen, so genannte *Off-Vertex-Tracks*, werden aus allen ausgelösten Signaldrähten, die noch nicht zur Rekonstruktion eines Cluster verwendet wurden, in einem zweiten Durchlauf des Cluster-Finders weitere Cluster ohne die Forderung auf den primären Vertex zu zeigen rekonstruiert. Da insbesondere die Tochterteilchen schwacher Zerfälle nicht in Richtung des primären Vertex zeigen, sind die so rekonstruierten *Off-Vertex-Tracks* von großer Bedeutung für diese Arbeit.

Als nächstes werden die Cluster aus MDC I und II, sowie diejenigen aus MDC III und IV unter Annahme eines geraden Spurverlaufs und Minimierung des  $\chi^2$  Wertes miteinander zu so genannten *Tracklets* oder Segmenten verbunden, die in der Abbildung als grüne Geraden dargestellt sind. Die Methode der  $\chi^2$  Minimierung wird in Abschnitt A.1 beschrieben. Die  $\chi^2$  Werte der Segmente stellen Qualitätskriterien für die spätere finale Teilchenspur dar, da kleinere Werte einer besseren Übereinstimmung zwischen Segment und Datenpunkten entsprechen. Die Größen werden  $\chi_{\text{in}}^2$  für MDC I und II und  $\chi_{\text{out}}^2$  für MDC III und IV genannt.

Unter Verwendung der genauen Feldgeometrie des Magnetfelds wird nun der Spurverlauf zwischen einem inneren und einem äußeren Segment mithilfe des Runge-Kutta-Verfahrens interpoliert. Dabei wird angenommen, dass jedes Teilchen genau eine Elementarladung trägt. Hierzu wird ebenfalls ein  $\chi^2$  Wert, genannt  $\chi_{\text{RK}}^2$ , eingeführt und minimiert. Die sich hieraus ergebende Interpolation der Segmente ist in der Abbildung rot dargestellt. Der entsprechende  $\chi^2$  Wert wird auf  $-1$  gesetzt falls der Fit nicht konvergiert.

Im letzten Schritt der Spurrekonstruktion wird die aus den zwei Segmenten und der Interpolation bestehende Spur zu einer Gesamtspur zusammengesetzt und in Richtung der META-Detektoren extrapoliert. Hier wird nach dem nächstgelegenen Treffer in der Umgebung des berechneten Punkts gesucht und die Spur mit den Flugzeitinformation dieses Treffers kombiniert. Der Abstand zwischen der extrapolierten Trefferposition und der tatsächlichen Position stellt ein weiteres Qualitätskriterium für die finale Spur dar und wird *Meta Match Quality*  $\text{META}_{\text{QA}}$  genannt.



Unter Verwendung aller auf diese Weise rekonstruierten Teilchenspuren lässt sich die Position des primären Vertex rekonstruieren indem angenommen wird, dass alle Spuren dort beginnen. Durch Integration über die Teilchenspuren vom primären Vertex zum jeweiligen Trefferpunkt auf dem META-Detektor kann die Länge der Teilchenspur berechnet werden. In Kombination mit der Flugzeit, die anhand der Daten des START- und des entsprechenden META-Detektors bestimmt wird, lässt sich die Geschwindigkeit des Teilchens nach Formel 2.2 berechnen.

$$\beta = \frac{1}{(t_{META} - t_{START})c} \cdot \int_{Vertex}^{METAHit} \vec{s}(\vec{x}) d\vec{x} \quad (2.2)$$

$t_{META}$  bzw.  $t_{START}$  beschreiben hierbei die vom META- bzw. START-Detektor gemessenen Zeitpunkte.  $c$  symbolisiert die Lichtgeschwindigkeit im Vakuum und  $Vertex$  bzw.  $METAHit$  die Positionen des primären Vertex und des Treffers auf dem META-Detektor. Der berechnete Spurverlauf wird durch  $\vec{s}(\vec{x})$  beschrieben.

Das Impuls-Ladungsverhältnis des Teilchens lässt sich anhand der Krümmung seiner Spur im Magnetfeld bestimmen. Hierzu wird zunächst durch Integration über die, auf das Teilchen wirkende, Lorentzkraft die gesamte Impulsänderung bestimmt. Unter Verwendung des Krümmungswinkels der Spur lässt sich damit das Impuls-Ladungsverhältnis berechnen. Da diese Methode das restliche magnetische Feld in Bereichen der Kammern sowie den kontinuierlichen Verlauf außer Acht lässt, ist sie relativ ungenau. Eine Verbesserung lässt sich erzielen, indem der Verlauf zwischen den beiden rekonstruierten Segmenten mit einer Bewegungsgleichung interpoliert wird, aus deren Parametern sich das Impuls-Ladungsverhältnis ableiten lässt. Die präzisesten Ergebnisse ergeben sich indem die Bewegungsgleichung eines Teilchens durch das Runge-Kutta-Verfahren an die aufgezeichneten MDC-Treffer angepasst wird. Das Impuls-Ladungsverhältnis ergibt sich in diesem Falle ebenfalls aus den ermittelten Parametern.

Da die meisten Teilchen im Detektor nur eine Elementarladung tragen, wird das ermittelte Impuls-Ladungsverhältnis als Impuls verwendet. Dies hat allerdings zur Folge, dass bei mehrfach geladenen Teilchen, wie  $\text{He}^{2+}$  ein zu niedriger Impuls rekonstruiert wird und sich der reale Impuls erst durch Multiplikation mit der Ladungszahl ergibt.

Die Identifikation des Teilchens kann auf zwei Arten erfolgen. Durch Auflösung der relativistischen Energie-Impuls-Beziehung 2.3 nach der Ruhemasse  $m_0$  des Teilchens ergibt sich Formel 2.4 mit der sich die Ruhemasse aus dem bereits bekannten Impuls und der Geschwindigkeit berechnen lässt.

$$E^2 = \gamma^2 m_0^2 c^4 = p^2 c^2 + m_0^2 c^4 \quad (2.3)$$

$$\Rightarrow m_0^2 = \frac{p^2}{(\gamma^2 - 1) c^2} \quad \text{mit} \quad \gamma = \frac{1}{\sqrt{1 - \beta^2}} \quad (2.4)$$

$E$  symbolisiert hierbei die Gesamtenergie des Teilchens,  $m_0$  seine Ruhemasse,  $p$  seinen Impuls und  $\beta$  seine Geschwindigkeit als Anteil der Vakuumlichtgeschwindigkeit  $c$ . Da der rekonstruierte Impuls in Wahrheit dem Impuls-Ladungsverhältnis entspricht, entspricht

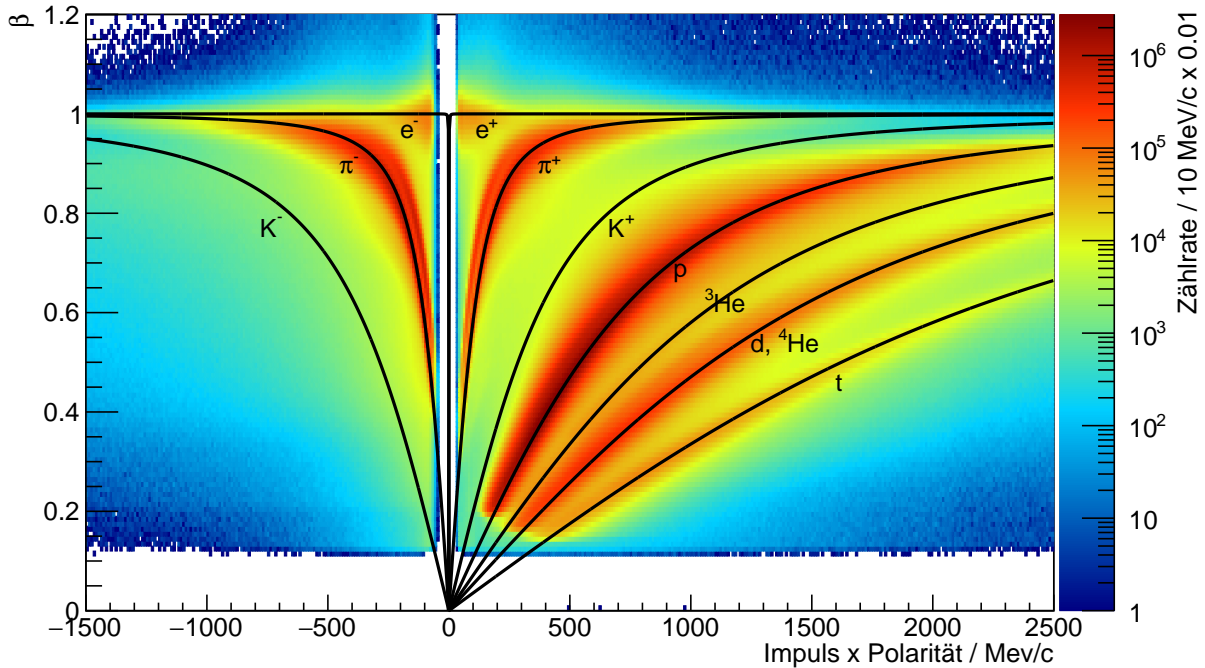


Abbildung 2.5.: Impuls-Geschwindigkeits-Korrelation für verschiedene detektierte Teilchenspuren.

auch die hiermit berechnete Masse in Wahrheit dem Masse-Ladungsverhältnis. Dies führt dazu, dass Teilchen mit demselben Masse-Ladungsverhältnis, wie Deuterium und  ${}^4\text{He}^{2+}$  nicht unterschieden werden können. Abbildung 2.5 zeigt für eine große Anzahl an rekonstruierten Teilchen die Verteilung ihres rekonstruierten Impuls multipliziert mit dem Ladungsvorzeichen und ihrer gemessenen Geschwindigkeit. Die Linien geben an an welchen Stellen man die verschiedenen Teilchen anhand von Formel 2.4 erwarten würde. Man erkennt, dass sich die gemessene Verteilung sehr gut mit den erwarteten Teilchen deckt. Es fällt darüber hinaus auf, dass Deuteronen und  ${}^4\text{He}^{2+}$  wie zu erwarten, nicht unterscheidbar sind, da sie dasselbe Masse-Ladungsverhältnis besitzen.

Die zweite Methode der Teilchenidentifikation verwendet den Energieverlust im MDC oder ToF Detektor anstelle der Teilchengeschwindigkeit. Anhand der Bethe-Bloch-Formel 2.1, die den Energieverlust der Teilchen in den Detektoren beschreibt, zeigt sich dass der Energieverlust nur von Ladungszahl und Geschwindigkeit des durchlaufenden Teilchens, sowie den Eigenschaften des Detektormaterials abhängt. Die Ladungszahl wird auch hier als eins angenommen, wodurch der Energieverlust ein Maß für die Geschwindigkeit ist und alternativ zum detektierten  $\beta$  verwendet werden kann.

Abbildung 2.6 zeigt die Verteilung des Impulses multipliziert mit dem Ladungsvorzeichen und des gemessenen Energieverlusts in den MDCs. Die Linien geben die erwarteten Verläufe unter Verwendung der Bethe-Bloch-Formel 2.1 an. Im Vergleich mit Abbildung 2.5 zeigt sich, dass die Auflösung des Energieverlusts deutlich unter der der Flugzeit liegt. Die Teilchenidentifikation über die berechnete Ruhemasse ist daher deutlich präziser und wird in dieser Arbeit ausschließlich verwendet.

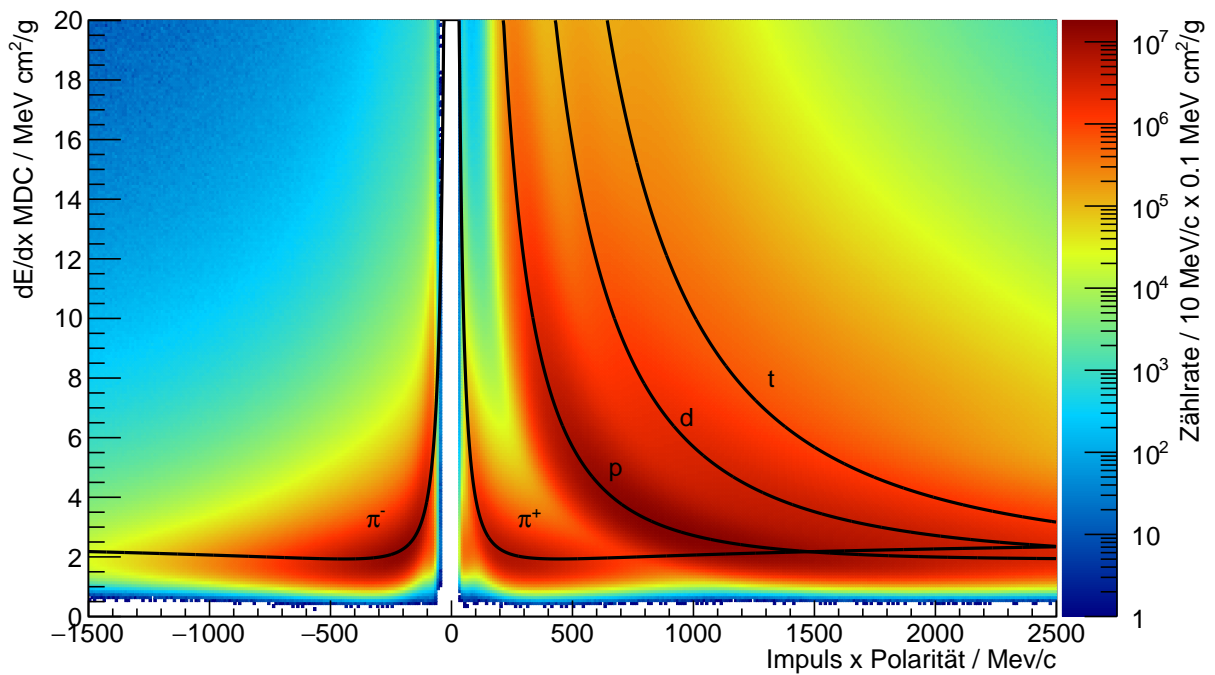


Abbildung 2.6.: Impuls-Energieverlust-Korrelation für verschiedene detektierte Teilchen.

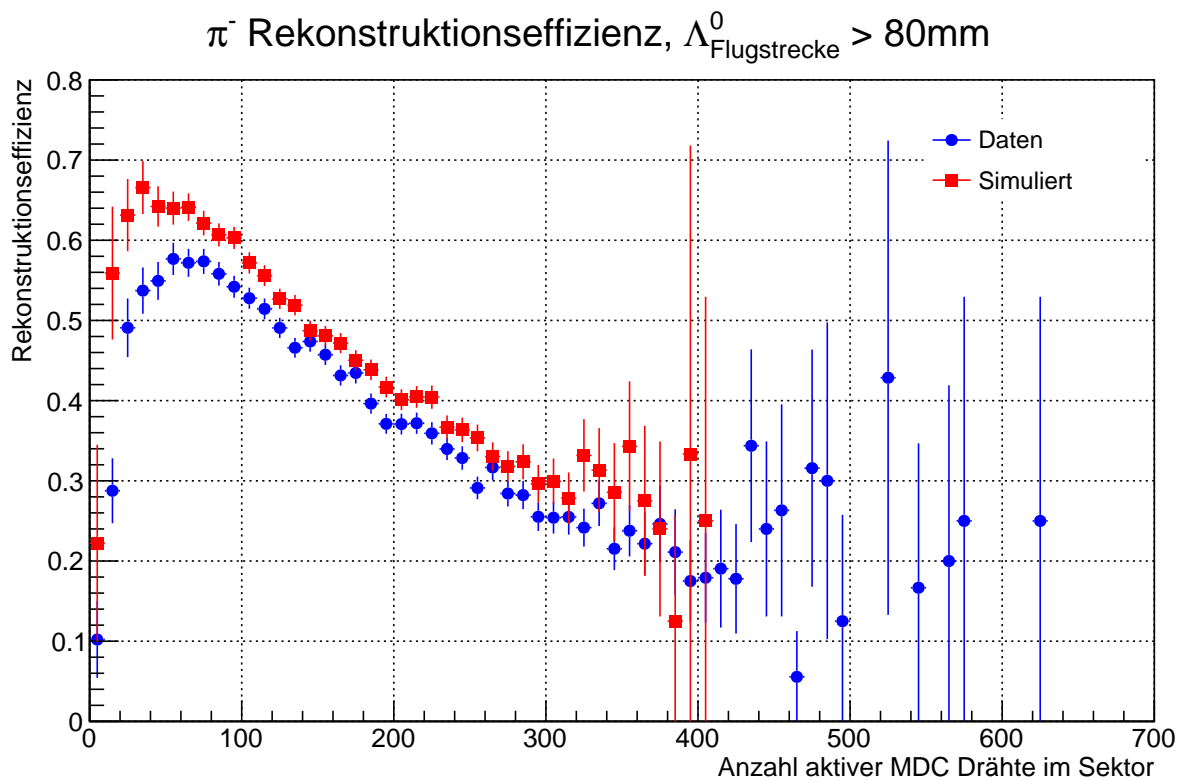


Abbildung 2.7.: Rekonstruktionseffizienz von  $\pi^-$  aus  $\Lambda^0$  Zerfällen, die als *Off-Vertex-Track* rekonstruiert wurden, in Abhängigkeit von der Anzahl an ausgelösten MDC Signaldrähten im selben Sektor für echte Daten (blau) und Simulationen (rot) [Pec18].

### 2.3.1. *Off-Vertex-Tracks*

Als *Off-Vertex-Tracks* werden Spuren bezeichnet, zu deren Rekonstruktion Cluster aus der, in Abschnitt 2.3 beschriebenen, zweiten Anwendung des Cluster-Finders verwendet werden. Die Verwendung dieser Spuren stellt eine erhebliche Verbesserung bei der Rekonstruktion von Spuren, die nicht aus dem primären Vertex stammen, dar. Es zeigt sich allerdings, dass ihre Rekonstruktionseffizienz stark von der Menge an ausgelösten Signaldrähten im selben Sektor abhängt.

Abbildung 2.7 zeigt die Rekonstruktionseffizienz von  $\pi^-$  aus  $\Lambda^0$  Zerfällen, die als *Off-Vertex-Track* rekonstruiert wurden in Abhängigkeit von der Anzahl an ausgelösten MDC Signaldrähten im selben Sektor. Die Rekonstruktionseffizienz in echten Daten ist blau und die in Simulationen rot dargestellt [Pec18].

Es zeigt sich sehr deutlich, dass die Rekonstruktionseffizienz von *Off-Vertex-Tracks* mit steigender Anzahl an ausgelösten Drähten im selben Segment stark sinkt. Die Anzahl an ausgelösten Drähten hängt direkt mit der Menge an Spuren im Detektor und damit mit der Zentralität zusammen. Daher lässt sich schlussfolgern, dass die Rekonstruktionseffizienz von *Off-Vertex-Tracks* in zentralen Ereignissen geringer als in peripheren ist. Bei der Verwendung von simulierten Teilchen zur Berechnung der Rekonstruktionseffizienzen muss dies berücksichtigt werden.

Weitere Informationen über das HADES-Detektorsystem, sowie ausführlichere Beschreibungen der einzelnen Komponenten können aus [Had09] entnommen werden.

# 3. Rekonstruktionsmethode schwacher Zerfälle

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Rekonstruktion von  $K^0_S$ ,  $\Lambda^0$  und  $\Xi^-$  Zerfällen in Kollisionen von Goldkernen mit einer kinetischen Energie von  $1,23A$  GeV. Tabelle 3.1 fasst einige Eigenschaften dieser Teilchen zusammen.

Bei den untersuchten Au+Au Kollisionen stehen in binären Nukleon Nukleon Kollisionen  $\sqrt{s_{NN}} = 2,41$  GeV im Schwerpunktsystem zur Verfügung [Ada17-1]. Anhand der Schwellenenergien, die zur Produktion von  $K^0_S$ ,  $\Lambda^0$  und  $\Xi^-$  Teilchen nötig sind, lässt sich erkennen, dass alle drei *sub-threshold* produziert werden. Anhand der Schwellenenergien aus Tabelle 3.1 lässt sich berechnen, dass das  $K^0_S$  und das  $\Lambda^0$  140 MeV unterhalb der Schwellenenergie produziert werden. Das  $\Xi^-$  wird hingegen circa 840 MeV unterhalb seiner Schwellenenergie produziert, weshalb seine Produktion auch als *deep sub-threshold* bezeichnet wird.

Da alle drei untersuchten Hadronen über die schwache Wechselwirkung zerfallen, besitzen sie, aufgrund der geringen Kopplungsstärke schwacher Prozesse, verglichen mit anderen instabilen Teilchen, die stark oder elektromagnetisch zerfallen, lange Lebensdauern. Dies zeigt sich in ihren mittleren Flugstrecken  $c\tau$  welche in der Größenordnung von Zentimetern liegen. Aufgrund dieser verhältnismäßig langen Flugstrecken ergibt sich für ihre Zerfallsprodukte eine besondere Topologie, genannt *Off-Vertex-Topology*, die verwendet werden kann, um reale Kombinationen von Tochterpartikeln von kombinatorischen Untergrund zu unterscheiden. Dieses Prinzip wird in Abschnitt 3.8 näher erläutert.

## 3.1. Die Au+Au Strahlzeit

Im April und Mai 2012 wurden mit dem HADES Detektor zum ersten Mal Schwerionenkollisionen zwischen Goldionen und einem Goldtarget untersucht. Die Strahlenergie betrug  $1,23A$  GeV mit einer Rate von 1,2 bis 1,6 Megahertz. Als Target dienten  $15 \times 25 \mu\text{m}$  dicke und  $7 \text{ mm}^2$  große Goldfolien, die im Abstand von je 4 mm hintereinander angeordnet wurden. Insgesamt wurden so 7,31 Milliarden Ereignisse mit einer Rate von circa 8 Kilohertz und einem Speicherbedarf von 140 Terabyte aufgezeichnet.

Mit den in Abschnitt 3.2 genauer vorgestellten Methoden der Ereigniseselektion werden die Ereignisse anhand mehrerer Qualitätsparameter eingeschränkt. Zusätzlich werden nur Ereignisse mit einer Zentralität  $< 40\%$  für diese Analyse verwendet. Die Gesamtanzahl an verwendeten Ereignissen in dieser Analyse reduziert sich damit auf 2,07 Milliarden Ereignisse.

Im Laufe der gesamten Strahlzeit kam es mehrfach zu Problemen mit den einzelnen Subdetektoren. Insbesondere die MDCs in Sektor 2 des Experiments wiesen fast durchgängig starke Schwankungen bei der anliegenden Feldspannung auf. Da sich dies zum Einen auf

	$K^0_S$	$\Lambda^0$	$\Xi^-$
Quark Zusammensetzung	$( d\bar{s}\rangle -  \bar{d}s\rangle) / \sqrt{2}$	$ uds\rangle$	$ dss\rangle$
Ruhemasse $m_0$ / MeV/c <sup>2</sup>	497,61	1115,68	1321,71
Schwellenenergie / GeV	2,55	2,55	3,25
$c\tau$ / cm	2,68	7.89	4,91
Häufigster Zerfallskanal	$\pi^+ + \pi^-$	$p + \pi^-$	$\Lambda^0 + \pi^-$
Zugehöriges Verzweigungsverhältnis	69,2 %	63,9 %	99,9 %
Zerfallsprodukte im Detektor	$\pi^+ + \pi^-$	$p + \pi^-$	$p + \pi^- + \pi^-$
Gesamtes Verzweigungsverhältnis	69,2 %	63,9 %	63,8 %

Tabelle 3.1.: Zusammenfassung der Eigenschaften der  $K^0_S$ ,  $\Lambda^0$  und  $\Xi^-$  Teilchen. Aufgelistet sind die Quarkzusammensetzung, die Ruhemasse, die benötigte Schwellenenergie zur Produktion, die mittlere Flugstrecke  $c\tau$ , der häufigste Zerfallskanal, die im Detektor detektierten Zerfallsprodukte und die zugehörigen Verzweigungsverhältnisse [Pat16].

die Driftzeiten der Elektronen im Detektor auswirkt wodurch eine exakte Kalibrierung nahezu unmöglich wird und zum Anderen die Detektoreffizienz beeinflusst, werden sämtliche in Sektor 2 aufgezeichneten Spuren in dieser Analyse nicht berücksichtigt. Dies kommt einer Verringerung der geometrischen Akzeptanz um den Bereich des Azimuthalwinkels zwischen  $180^\circ$  und  $240^\circ$  gleich. In den Effizienzkorrekturen wird dies berücksichtigt, indem auch in den Simulationen Spuren aus diesem Azimuthalwinkelbereich verworfen werden.

Des Weiteren werden die restlichen fünf Sektoren anhand der Anzahl an Spuren der am häufigsten auftretenden Teilchen (Pionen und Protonen) auf ihre Qualität hin überprüft. Hierzu wird in Gruppen von 20.000 bis 100.000 Ereignissen, die die in Abschnitt 3.2 beschriebenen Bedingungen erfüllen, die mittlere Anzahl an rekonstruierten Pionen- und Protonenspuren ermittelt. Lag diese unterhalb von 95% der mittleren Anzahl an Pionen- und Protonenspuren aller Ereignisse des Tages, so werden alle Ereignisse der Gruppe verworfen (cf. [Sch17, Sch16, Sel17]).

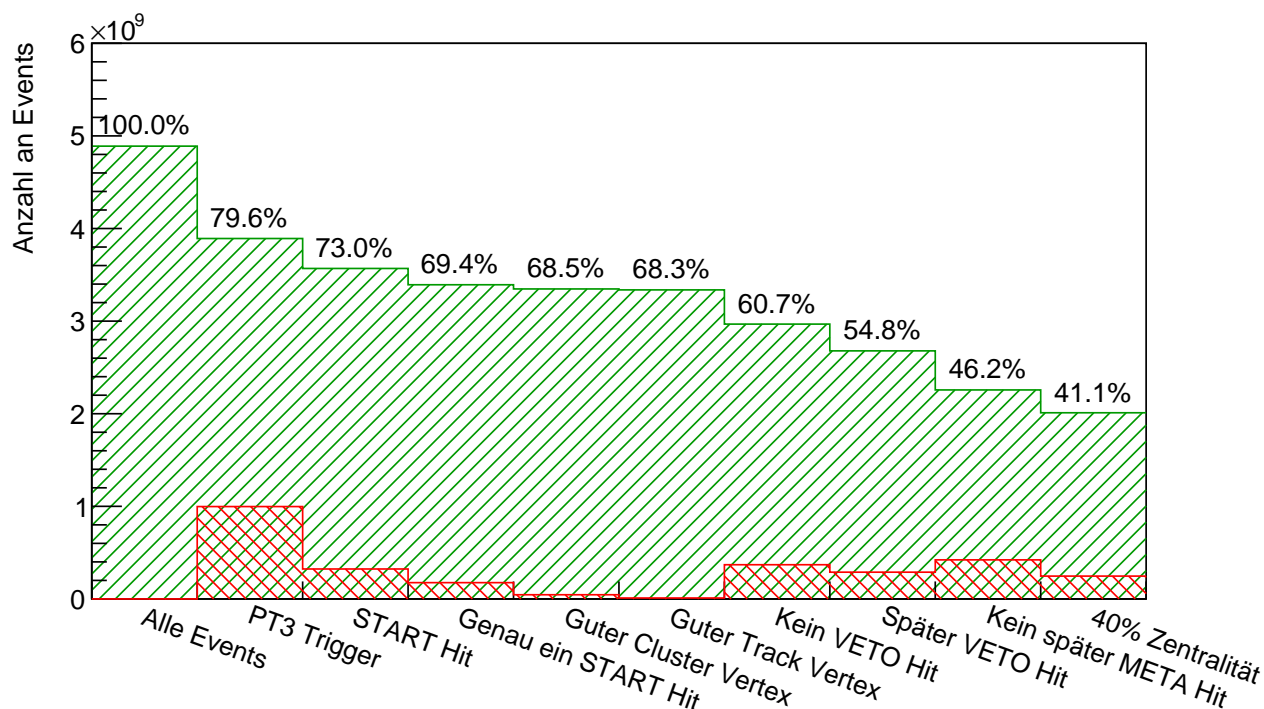


Abbildung 3.1.: Anzahl an akzeptierten Ereignissen unter Forderung der verschiedenen auf der x-Achse angegebenen Gütekriterien, die im Text genauer beschrieben werden. Die roten Balken geben den Verlust pro Kriterium und die Prozentzahlen den Anteil der akzeptierten Ereignisse an.

## 3.2. Ereignisselektion

Unter allen aufgezeichneten Ereignissen gibt es viele, die sich aus unterschiedlichen Gründen nicht für die gewünschte Analyse eignen. Zur Unterscheidung dieser unerwünschten Ereignisse von den erwünschten wird eine Selektion der Ereignisse anhand verschiedener Gütekriterien vorgenommen. Der Einfluss dieser Kriterien auf die Anzahl an als geeignet eingestuftem Ereignissen wird in Abbildung 3.1 gezeigt. Hierbei wird die Anzahl an akzeptierten Ereignissen unter Forderung der auf der x-Achse aufgetragenen Kriterien gezeigt.

Ein sehr wichtiges Gütekriterium für Schwerionenkollisionen ist die Zentralität. Die Zentralität kann vom Detektor nur indirekt gemessen werden. Hierzu nutzt man, dass in zentralen Ereignissen aufgrund der größeren Anzahl an der Reaktion teilnehmenden Nucleonen auch mehr Teilchen registriert werden, als in peripheren Kollisionen. Hieraus lässt sich ein ungefährender Wert für die Zentralität der Kollision ableiten. Im HADES-Detektor werden zur Bestimmung der Anzahl an Partizipanten die Anzahl an Hits in den META-Detektoren RPC und ToF verwendet, da diese eine hohe Effizienz sowie eine niedrige Totzeit bei der Detektion eines Hits besitzen.

Das erste Gütekriterium an die Ereignisse ist, dass der PT3 genannte Trigger ausgelöst hat. Dieser fordert mindestens 20 registrierte Hits im ToF Detektor und dient dazu periphere Kollisionen auszusortieren. Um die Teilchenidentifikation über die Flugzeit zu ermöglichen ist es wichtig den Zeitpunkt der Kollision zu kennen. Hierzu wird in einem zweiten Gütekriterium gefordert, dass in mindestens einem Modul des START-Detektors

ein Hit aufgezeichnet wurde. Um den Zeitpunkt der Kollision darüber hinaus genau festlegen zu können, wird zudem gefordert, dass in dem Zeitraum von 5 ns vor bis 15 ns nach dem START-Hit kein weiterer START-Hit aufgezeichnet wurde. Im diesem Fall wäre der START-Detektor aufgrund seiner zeitlichen Auflösung nicht mehr in der Lage beide Ereignisse voneinander zu trennen, wodurch es zu falschen Flugzeiten kommen könnte. Zudem können die Spuren zweier sich in diesem Zeitfenster überlagernder Ereignisse nicht eindeutig einem Ereignis zugeordnet werden.

Der HADES-Detektor bietet mehrere Möglichkeiten zur Bestimmung des primären Vertex. Der Cluster-Vertex wird hierbei anhand der Hits in den MDCs abgeschätzt. Der Spur-Kandidat-Vertex hingegen wird auf Basis der vollständig rekonstruierten Spuren berechnet. Um Ereignisse auszuschließen, bei denen das Projektil nicht mit dem Targetmaterial, sondern mit dem Material des START- oder VETO-Detektors oder anderem Material nahe dem Strahl kollidiert ist, wird in zwei weiteren Gütekriterien gefordert, dass sowohl der Cluster-Vertex, als auch der Spur-Kandidat-Vertex im Bereich des Targets von  $-65$  mm bis  $0$  mm liegen. Hierbei wird indirekt gefordert, dass beide Vertices auch berechnet wurden, was mindestens zwei detektierte Teilchen, bzw. eine vollständig rekonstruierte Spur erfordert.

Im nächsten Gütekriterium wird gefordert, dass der VETO-Detektor in dem Zeitraum von 15 ns um den Kollisionszeitpunkt keinen Hit detektiert hat. Dies verringert die Wahrscheinlichkeit, dass ein Strahlteilchen, das nicht vom START-Detektor detektiert wurde, ein Ereignis verursacht hat, wobei durch ein weiteres Strahlteilchen dennoch ein Hit im START-Detektor mit falscher Zeitinformation aufgezeichnet wurde. Im nächsten Gütekriterium wird gefordert, dass in dem Zeitraum von 15 ns bis 350 ns nach der Kollision mindestens ein Hit im VETO-Detektor aufgezeichnet wurde um die Überlagerung zweier Ereignisse durch schnell aufeinander folgende Projektilteilchen auszuschließen. Das letzte Gütekriterium schließt Ereignisse aus, bei denen gleichzeitig Hits in den META-Detektoren in einem Zeitraum von 80 ns bis 350 ns nach der Kollision sowie ein zweiter späterer Hit im START-Detektor aufgezeichnet wurden. Auch dies dient dazu Ereignisse auszuschließen, in denen die Gefahr besteht, dass sich zwei Kollisionen überlagern.

Das letzte Kriterium dient nicht der Reduktion unerwünschter Ereignisse, sondern der Einschränkung der Zentralität auf zentralere Ereignisse als solche mit einer Zentralität von 40%. Dies dient zum Einen dazu, die Anzahl an der Reaktion teilnehmender Nukleonen besser einzuschränken und zum Anderen dazu die Ergebnisse der Analyse besser mit anderen Ergebnissen vergleichen zu können. Die Einschränkung der Zentralität erfolgt über die Forderung von mehr als 60 Hits in RPC und ToF [Ada17-2].

Wie sich an Abbildung 3.1 erkennen lässt, bestehen nur 40,7 % aller Ereignisse alle geforderten Kriterien. Dabei handelt es sich um die 2,07 Milliarden Ereignisse von hoher Qualität, die in dieser Analyse ausschließlich verwendet werden.

### 3.3. Spurselektion

Unter allen rekonstruierbaren Spuren im HADES-Experiment befinden sich unphysikalische oder schlicht falsch rekonstruierte Spuren. Um diese von den korrekt rekonstruierten Spuren zu trennen, werden unter anderem die Qualitätsparameter  $\chi_{\text{in}}^2$ ,  $\chi_{\text{out}}^2$ ,  $\chi_{\text{RK}}^2$  und



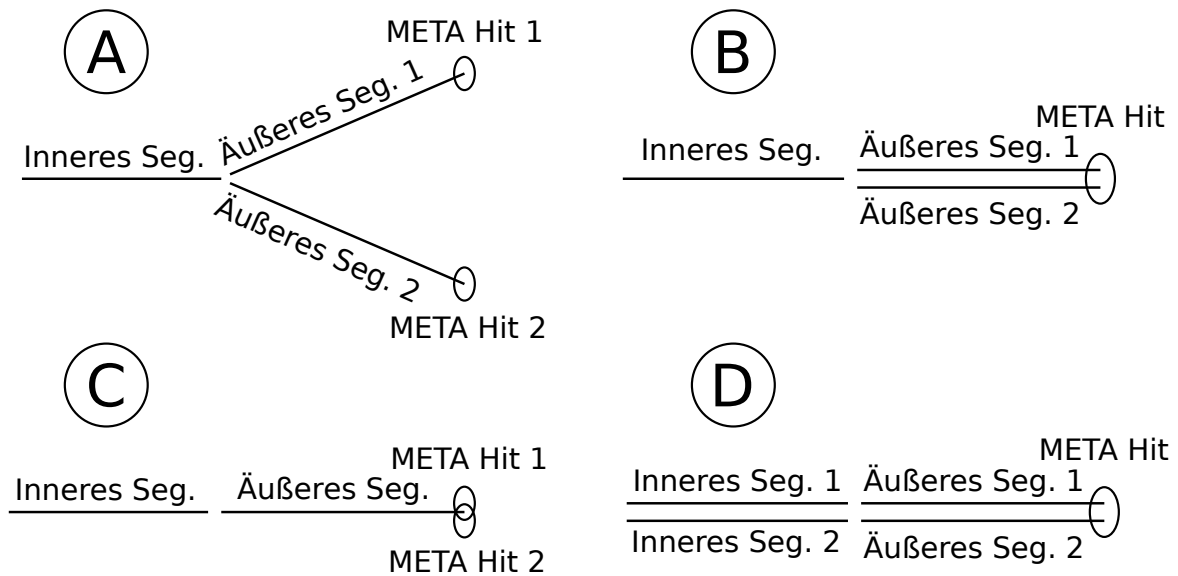


Abbildung 3.2.: Vier verschiedene Szenarien in denen Hits für mehrere Spuren verwendet werden können. Die vier gezeigten Fälle werden im Text genauer erläutert.

META<sub>QA</sub> (cf. Abschnitt 2.3) verwendet.

Aufgrund der verhältnismäßig großen Anzahl an Spuren pro Ereignis in den untersuchten Au+Au Kollisionen kommt es häufig zu räumlich nah beieinander liegenden Spuren. Liegen die Abstände zwischen zwei Hits im Bereich der Ortsauflösung des Detektors oder darunter, so können sie nicht unterschieden werden und werden als ein einziger Hit detektiert. In diesem Fall kann in den inneren bzw. äußeren MDCs meist nur ein Segment rekonstruiert werden. Abbildung 3.2 zeigt vier verschiedene mögliche Szenarien in denen sich mehr als eine Spur aus einem inneren oder äußeren Segment oder einem META Hit rekonstruieren lassen.

Im Fall A lässt sich ein inneres Segment mit zwei äußeren kombinieren, die jeweils einen META Hit besitzen. In Fall B lässt sich ebenfalls ein inneres Segment mit zwei äußeren kombinieren, jedoch teilen sich die beiden äußeren denselben META Hit. Fall C beschreibt die Situation, in der es für eine Kombination aus innerem und äußerem Segment zwei mögliche META Hits gibt und in Fall D teilen sich zwei unabhängige Kombinationen aus innerem und äußerem Segment denselben META Hit. Neben den vier gezeigten häufig auftretenden Situationen sind noch weitere Fälle möglich.

Zur Beurteilung der Güte einer Kombination aus Segmenten und META Hit können die Qualitätsparameter  $\chi_{in}^2$ ,  $\chi_{out}^2$ ,  $\chi_{RK}^2$  und META<sub>QA</sub> verwendet werden. Es werden immer alle möglichen Kombinationen aus inneren und äußeren Segmenten sowie META Hits berechnet und nur die Kombination mit dem besten  $\chi_{RK}^2$  Wert als Spur für die Analyse ausgewählt. Die von dieser Spur verwendeten Hits werden in der nächsten Iteration nicht mehr berücksichtigt, sodass am Ende keine der ausgewählten Spuren dasselbe Segment oder denselben META Hit verwenden.

Aufgrund der Probleme in Sektor 2 während der Strahlzeit werden alle Spuren in Sektor 2 verworfen. Darüber hinaus werden alle Spuren verworfen, die nah an den geometrischen Grenzen der MDC Detektoren verlaufen, da an diesen Stellen die Akzeptanz und die Effizienz der MDCs sinken.

Es wird außerdem gefordert, dass die  $\chi^2$  Werte der Spuren über 0 liegen, also dass alle Fits konvergiert sind. Um sehr schlecht rekonstruierte Spuren auszuschließen, wird gefordert, dass der  $\chi_{\text{RK}}^2$  Wert unter 1000 liegt. Nun wird noch gefordert, dass die *Meta-Match-Quality*  $\text{META}_{\text{QA}}$  unterhalb von 3 liegt. Dies bedeutet, dass die extrapolierten Spuren den META Detektor innerhalb einer  $3\sigma$ -Umgebung bezogen auf die Ortsauflösung des Detektors um den verwendeten META-Hit schneiden. Unter Annahme einer normalverteilten Detektorauflösung trifft dies auf über 99 % aller korrekt kombinierten Spuren zu. Abschließend wird die Flugzeit im Detektor auf maximal 60 ns eingeschränkt. Für die Spuren bedeutet dies grob abgeschätzt, dass die gemessene Geschwindigkeit mindestens 10 % der Lichtgeschwindigkeit beträgt, was von den meisten physikalischen Spuren erfüllt wird.

### 3.4. Teilchenidentifikation (PID)

Die Teilchenidentifikation (engl. *Particle Identification* (PID)) ist ein wichtiger Schritt der Analyse und bezieht sich auf die jeweiligen Tochterteilchen ( $\pi^-$ ,  $\pi^+$  und p). Offenere PID Kriterien bedeuten dabei mehr Signal allerdings gleichzeitig auch einen höheren Untergrund. Bei der Rekonstruktion von langlebigen Teilchen kommt noch ein weiterer Faktor hinzu. Da die Mutterteilchen stets höhere Ruhemassen als ihre Tochterteilchen besitzen, bewegen sie sich bei gleichem Impuls mit geringerer Geschwindigkeit. Aufgrund dessen, legen die Tochterteilchen (Pionen und Protonen) die Flugstrecke ihrer Mutterteilchen mit geringerer Geschwindigkeit zurück. Dies resultiert in einer etwas höheren Flugzeit als man für primäre Pionen und Protonen annimmt. Daher werden die Tochterteilchen schwacher Zerfälle zumeist bei höheren Massen als ihrer nominellen Ruhemasse rekonstruiert. In dieser Analyse werden Bedingungen für die Masse zur Teilchenidentifikation verwendet. Sie sind weit offen gewählt, sodass nahezu ausgeschlossen werden kann, dass der oben beschriebene Effekt die Identifikation beeinflusst.

Abbildung 3.3 zeigt das Massespektrum aller akzeptierten Spuren. Die „Peaks“ der einzelnen Teilchen sind bis auf die der Kaonen sehr gut zu erkennen. Die verwendeten PID Kriterien werden direkt auf die gemessene Masse angewandt und sind in Abbildung 3.3 farbig gekennzeichnet. Negative Pionen sind blau, positive Pionen türkis und Protonen rot markiert. Zusätzlich wird gefordert, dass die Teilchen jeweils positiv oder negativ geladen sind, was anhand der Spurkrümmung im Magnetfeld bestimmt wird.

Betrachtet man Abbildung 2.5 so fällt auf, dass oberhalb gewisser Impulse nur noch sehr wenige Pionen rekonstruiert werden. Zur Reduktion fehlerhaft identifizierter Spuren wird daher für die Pionen ein Impuls unterhalb von 1000 MeV/c und für Protonenspuren unterhalb von 2500 MeV/c gefordert. Darüber hinaus können Elektronen bzw. Positronen und Pionen aufgrund der sehr offenen Massenbedingungen nur schlecht unterschieden werden.

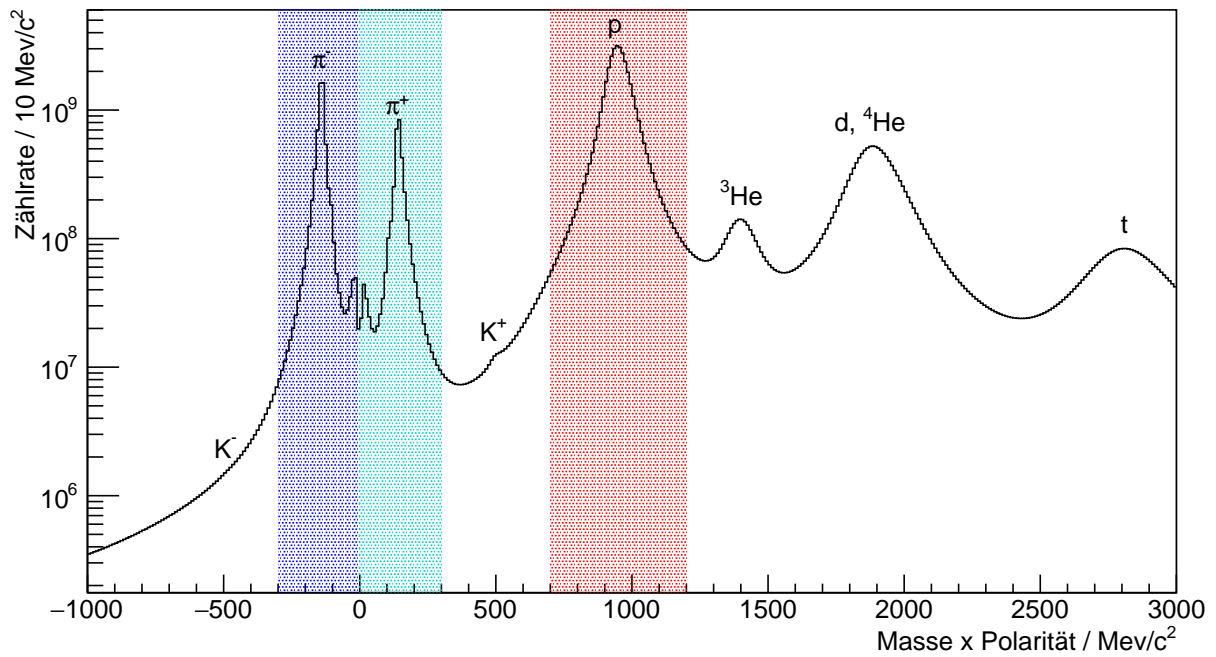


Abbildung 3.3.: Zählrate pro 10 MeV/c<sup>2</sup> gegen Masse · Polarität für alle ausgewählten Spuren. Die Regionen der jeweiligen Selektionskriterien zur Teilchenidentifikation sind farbig markiert.

	$\pi^-$	$\pi^+$	<b>p</b>
<b>Masse <math>m_0</math></b>	$< 300 \text{ MeV}/c^2$	$< 300 \text{ MeV}/c^2$	$> 700 \text{ MeV}/c^2$ $< 1200 \text{ MeV}/c^2$
<b>Ladung</b>	$< 0$	$> 0$	$> 0$
<b>Impuls <math>p</math></b>	$< 1000 \text{ MeV}/c$	$< 1000 \text{ MeV}/c$	$< 2500 \text{ MeV}/c$
$\chi_{\text{RK}}^2$	$< 400$	$< 400$	$< 400$
<b>META<sub>QM</sub></b>	$< 3$	$< 3$	$< 3$
<b>Elektronen- und Positronenausschluss</b>	Entweder $p > 250 \text{ MeV}/c$ oder $m_0 > 50 \text{ MeV}/c^2$		—

Tabelle 3.2.: Zusammenfassung der Kriterien, die zur Identifikation von Pionen- und Protonenspuren in dieser Arbeit verwendet werden.

Um die Beeinträchtigung durch Elektronen und Positronen zu reduzieren wird zusätzlich gefordert, dass entweder der Impuls der Pionen über 250 MeV/c oder ihre rekonstruierte Masse über 50 MeV/c<sup>2</sup> liegt. Schlussendlich wird noch der  $\chi^2$  Wert des Runge-Kutta-Fits auf maximal 400 eingeschränkt um schlecht rekonstruierte Spuren auszuschließen. Alle in dieser Analyse verwendeten PID Kriterien sind in Tabelle 3.2 zusammengefasst.

### 3.5. Zentralitätsbestimmung

Wie bereits in Abschnitt 3.2 erwähnt, kann die Zentralität (cf. Abschnitt 1.2.1) einer Kollision nur indirekt bestimmt werden. Nach dem geometrischen Überlappmodell (Glauber Modell [Mil07]) hängen die Zentralität, der Impactparameter  $b$ , die Anzahl an an der Kollision beteiligte Nukleonen  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  und die Menge an aus der Kollision hervorgehenden Teilchen direkt zusammen. Aufgrund dessen kann die Zentralität aus der Anzahl an detektierten Hits in den beiden META-Detektoren ToF und RPC abgeleitet werden.

Abbildung 3.4 zeigt den Zusammenhang zwischen dem Impactparameter  $b$  einer Au+Au Kollision und dem differentiellen Wirkungsquerschnitt aus der Kollision hervorgehender Teilchen, welcher direkt mit der Anzahl an Teilchen in der Kollision zusammenhängt. Die verschiedenfarbigen Flächen stellen verschiedene Zentralitätsklassen dar. Aufgrund der statistischen Natur der Teilchen, die aus der Kollision hervorgehen, ist eine exakte Einteilung in die verschiedenen Zentralitätsklassen nicht möglich. Dennoch kann die Zentralitätsklasse mit Bedingungen auf die Anzahl an Teilchen in der Kollision mit begrenzter Sicherheit bestimmt werden.

In dieser Arbeit werden die vier Zentralitätsklassen von 0-10%, 10-20%, 20-30% und 30-40% verwendet. Tabelle 3.3 zeigt einige ihrer Eigenschaften, die über Monte-Carlo Simulationen des Glauber-Modells ermittelt wurden. Zur Einteilung der Ereignisse in die verschiedenen Klassen werden die Grenzen für die Menge an Hits im RPC- und ToF-Detektor  $N_{\text{min}}$  und  $N_{\text{max}}$  verwendet (cf. [Ada17-2, Kar15]).

Zentralität	$\langle A_{\text{Part}} \rangle$	$\langle b \rangle$ / fm	$N_{\text{min}}$	$N_{\text{max}}$
0% - 10%	$303,0 \pm 12,0$	3,14	160	250
10% - 20%	$213,1 \pm 11,5$	5,70	121	160
20% - 30%	$149,8 \pm 10,0$	7,38	88	121
30% - 40%	$103,1 \pm 7,5$	8,71	60	88

Tabelle 3.3.: Zusammenfassung der Eigenschaften der verschiedenen Zentralitätsklassen [Ada17-2, Kar15].

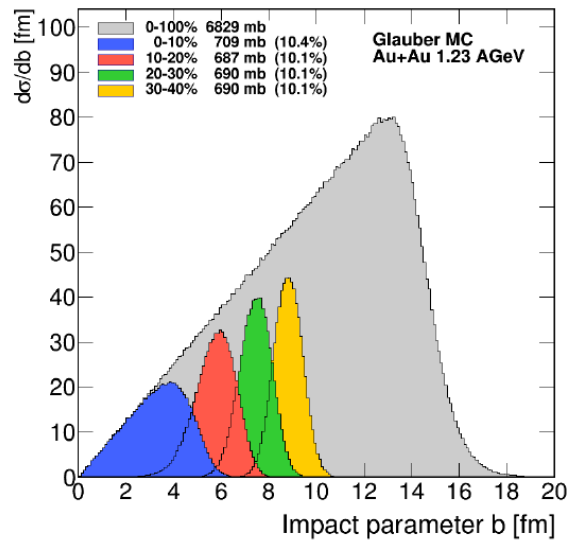


Abbildung 3.4.: Zusammenhang zwischen Impactparameter und Wirkungsquerschnitt der Teilchen für verschiedene Zentralitätsklassen [Ada17-2].

## 3.6. Simulationen

Zur Bestimmung der Akzeptanz des Detektors sowie den Effizienzen der Rekonstruktionskriterien werden Simulationen verwendet. Da die in dieser Arbeit untersuchten Teilchen nur selten ( $\approx 10^{-2}$  pro Ereignis) entstehen, wären bei realistischen Produktionsraten große Mengen an Ereignissen notwendig um ausreichend Statistik für differentielle Akzeptanz- und Effizienzkorrekturen zu erhalten. Aus diesem Grund wird mit dem *Eventgenerator* Pluto jeweils, das zu untersuchende Teilchen unter Annahme einer thermischen Quelle simuliert.

Um Akzeptanzen und Effizienzen realistisch zu bestimmen, spielt auch der Untergrund eine entscheidende Rolle. Daher müssen die mit Pluto generierten Teilchen zunächst in ein realistisches Ereignis integriert werden. Hierbei können entweder durch ein Transportmodell, wie UrQMD (*Ultra relativistic Quantum Molecular Dynamics*), simulierte Au+Au Ereignisse oder real aufgezeichnete Ereignisse verwendet werden. Der Vorteil von rein simulierten Ereignissen besteht darin, dass sämtliche Parameter wie Zentralität und die exakte Position des Kollisionsvertex bekannt sind. In der Analyse zeigt sich allerdings, dass die Rekonstruktionseffizienzen speziell für Teilchen aus sekundären Zerfällen stark von dem Teilchenuntergrund des Ereignis abhängen. Da einige Effekte, wie beispielsweise Detektorrauschen in den Simulationen nicht komplett beschrieben werden können, weichen die bestimmten Effizienzen deutlich von den tatsächlichen ab. Aus diesem Grund werden die simulierten Pluto Teilchen in dieser Analyse in reale Ereignisse implementiert.

Hierzu werden die von Pluto generierten Teilchen zunächst an das Programm HGeant basierend auf GEANT (*Geometry and Tracking*) weitergegeben. Dieses simuliert die Detektorantworten. Hierfür ist die gesamte HADES-Architektur mit allen Materialparametern in HGeant integriert. Die sich hieraus ergebenden Daten entsprechen in ihrer Art exakt denen, die während einer Strahlzeit vom realen Detektor aufgezeichnet werden.

Im nächsten Schritt werden die simulierten Detektorantworten mit den realen Daten kombiniert. Hierbei werden Hits, die innerhalb der Detektorauflösung zusammen liegen zu einem einzigen Hit kombiniert. Da in realen Daten die Position des tatsächlichen primären Vertex, und somit die Position an der die Pluto Teilchen eingefügt werden, unbekannt ist, wird in z-Richtung die exakte Position des Target Slice und in xy-Richtung die Position des rekonstruierten Vertex, gemittelt über alle Ereignisse des Tages, verwendet. Die in Topologieparameter (cf. Abschnitt 3.8) sind sehr sensitiv auf den Abstand zwischen den Teilchenspuren und dem rekonstruierten primären Vertex. Daher werden die Pluto Teilchen zusätzlich so gewichtet, dass die Verteilung ihres Abstands zum rekonstruierten primären Vertex mit der aus rein simulierten Ereignissen, in denen die exakte Position des Kollisionsvertex bekannt ist, übereinstimmt.

Im letzten Schritt werden die kombinierten Detektorantworten mit denselben Programmen, die für reale Daten verwendet werden, zu Spuren rekonstruiert. Informationen, die nur für simulierte Teilchen verfügbar sind, wie beispielsweise die tatsächliche Teilchensorte, werden hierbei weiter transportiert, sodass für die simulierten Spuren sowohl die rekonstruierten, als auch die initialen Informationen verfügbar sind. Dies wird für jede untersuchte Teilchensorte getrennt durchgeführt, wodurch sich Ereignisse, die jeweils mindestens eins der untersuchten Teilchen enthalten, ergeben.

Wie in Abschnitt 2.3.1 beschrieben, sinken die Rekonstruktionseffizienzen von *Off-Vertex-Tracks* bei hohen Spurdichten im Detektor. Daraus ergeben sich hohe Rekonstruktionseffizienzen in peripheren und niedrige in zentralen Ereignissen. Da die simulierten Teilchen unabhängig von der Zentralität in alle Ereignisse implementiert werden, werden die meisten Teilchen in peripheren Ereignissen bei hohen Effizienzen rekonstruiert. In realen Ereignissen steigen die Produktionsrate allerdings in zentralen Ereignissen stark an, sodass die meisten Teilchen in zentralen Ereignissen bei niedrigen Effizienzen rekonstruiert werden. Über alle Zentralitäten gemittelt liegen daher die realen Effizienzen deutlich unter den simulierten Effizienzen. Um dies auszugleichen werden die Pluto Teilchen zusätzlich so normiert, dass ihre Zentralitätsverteilung mit der von rekonstruierten Teilchen aus realen Ereignissen übereinstimmt.

### 3.7. Untergrundbestimmung

Die grundlegende Analysemethode basiert darauf, die anhand der PID Kriterien ausgewählten Spuren miteinander zu kombinieren und die invariante Masse des hypothetischen Mutterteilchens zu berechnen. Unter Verwendung von Bedingungen auf die Topologieparameter (cf. Abschnitt 3.8), sowie der Verwendung des künstlichen neuronalen Netzwerk (cf. Abschnitt 3.9) lässt sich der kombinatorische Untergrund gegenüber dem gewünschten Signal stark unterdrücken.

Um den übrig bleibenden kombinatorischen Untergrund zu beschreiben, wird die *Mixed-Event*-Methode verwendet. Hierbei werden zwei Teilchen aus unterschiedlichen Ereignissen miteinander kombiniert, da diese per Definition unkorreliert sind. Gleichzeitig lassen sich mit der *Mixed-Event*-Methode sehr hohe Statistiken erreichen, da nahezu beliebig viele Spuren aus unterschiedlichen Ereignissen miteinander kombiniert werden können.

Die Kombination von zwei Spuren aus unterschiedlichen Ereignissen sollte jedoch nicht ohne Einschränkungen erfolgen. Insbesondere die Position des primären Vertex spielt eine große Rolle, da die meisten der Topologieparameter von dieser abhängen. Bei der Kombination zweier Spuren aus Ereignissen mit sehr stark abweichenden Positionen des primären Vertex kommt es zu starken Abweichungen in der Berechnung der Topologieparameter verglichen mit der Kombinationen aus demselben Ereignis. Aus diesem Grund werden nur Spuren aus Ereignissen miteinander kombiniert, deren primäre Vertices in derselben Targetsicht liegen und deren Positionen in der xy-Ebene innerhalb von  $1 \text{ mm}^2$  übereinstimmen. Darüber hinaus spielt die Multiplizität der Ereignisse eine Rolle. In Ereignissen mit sehr hohen Multiplizitäten sinkt die Rekonstruktionseffizienz des Detektors, da die Wahrscheinlichkeit dass zwei Spuren aufgrund räumlicher Nähe nicht unterschieden werden können, steigt. Um Auswirkungen auf die berechneten Kombinationen auszuschließen, werden daher nur Spuren aus Ereignissen miteinander kombiniert, deren Gesamtmultiplizitäten sich um nicht mehr als zehn Teilchen unterscheiden. Zuletzt kann auch der Zeitpunkt der Ereignisse in der Strahlzeit nicht vernachlässigt werden, da der Detektor nicht durchgängig mit denselben Einstellungen gelaufen ist. Aus diesem Grund wird gefordert, dass die Ereignisse aus denen zwei Spuren miteinander kombiniert werden, am selben Tag aufgezeichnet wurden.

Eine weitere Quelle für Unterschiede zwischen realen und *Mixed-Event*-Kombinationen entsteht, wenn die Multiplizitätsverteilungen der Kombinationen aus demselben Ereignis und aus unterschiedlichen Ereignissen voneinander abweichen. Aus diesem Grund werden die Kombinationen aus unterschiedlichen Ereignissen so gewichtet, dass ihre Multiplizitätsverteilung mit der von Kombinationen desselben Ereignisses übereinstimmt. Über die gesamte Analyse zeigt sich, dass die verwendete *Mixed-Event*-Methode den kombinatorischen Untergrund über weite Bereiche der invarianten Masse gut beschreibt.

### 3.8. Off-Vertex Zerfallstopologie

Aus circa 4 rekonstruierten Pionen- und 25 rekonstruierten Protonenspuren pro Ereignis ergibt sich eine extrem hohe Kombinatorik von circa 100  $\Lambda^0$ -, 16  $K_S^0$ - und 300  $\Xi^-$ -Kandidaten pro Ereignis. Aufgrund der erwarteten Zählrate des Signals von circa  $10^{-2}$   $\Lambda^0$  und  $K_S^0$  bzw. circa  $10^{-4}$   $\Xi^-$  pro Ereignis, sind für die Teilchenrekonstruktion zusätzliche Bedingungen notwendig um das Signal vom kombinatorischen Untergrund zu trennen. Hierfür lässt sich die besondere Topologie, die aus der Langlebigkeit schwach zerfallender Teilchen folgt, ausnutzen.

Abbildung 3.5 skizziert die Zerfälle von  $\Lambda^0$ ,  $\Xi^-$  und  $K_S^0$  Teilchen. Darüber hinaus sind in Abbildung 3.5a die verwendeten Topologieparameter für  $\Lambda^0$  Zerfälle, in Abbildung 3.5b die Topologieparameter für  $\Xi^-$  Zerfälle und in Abbildung 3.5c die Topologieparameter für  $K_S^0$  Zerfälle eingezeichnet. Hierbei sind jeweils die drei Parameter, die am stärksten zwischen Signal und Untergrund trennen hervorgehoben.

Die Topologieparameter gliedern sich in verschiedene Klassen, die sich auch in ihren Namen widerspiegeln. Die VerDistX Parameter geben jeweils die Distanz zwischen dem rekonstruierten Zerfallsvertex und dem primären Vertex an. Sie eignen sich sehr gut zur Unterscheidung zwischen Signal und Untergrund, indem man eine Mindestdistanz fordert, die der Langlebigkeit und somit der Flugstrecke der Mutterteilchen Rechnung trägt.

Die zweite Klasse bilden die VerDist Parameter der Tochter- und Mutterteilchen. Sie geben die Distanz zwischen den detektierten Tochter- bzw. berechneten Mutterspuren zum primären Vertex bei größter Annäherung an. Entgegen der meisten Teilchen, die aus Schwerionenkollisionen hervorgehen, stammen die Tochterteilchen nicht aus dem primären Vertex. Dies kann durch einen Mindestwert für ihren Abstand zum primären Vertex gefordert werden, was ebenfalls eine Unterscheidung zwischen Signal und Untergrund ermöglicht. Bei den Mutterteilchen erfolgt die Argumentation entgegengesetzt. Da davon ausgegangen wird, dass die Mutterteilchen im primären Vertex produziert werden, kann man durch einen Maximalwert für ihren Abstand zum primären Vertex Signal vom Untergrund trennen.

Die MinTrackDist Parameter geben die Distanz zwischen den Spuren zweier Tochterteilchen bei größter Annäherung an. Stammen die kombinierten Spuren, wie durch die vorherigen Parameter gefordert, aus demselben sekundären Vertex, so ist dieser Abstand gering. Daher lässt sich das Signal durch Setzen einer Maximaldistanz vom Untergrund trennen. Die Alpha Parameter geben den Öffnungswinkel zwischen den Spuren zweier Tochterteilchen an. Sie dienen nicht der Unterscheidung von Signal und Untergrund. Bei sehr kleinen Öffnungswinkeln liegen die Spuren der Tochterteilchen insbesondere in den inneren MD-

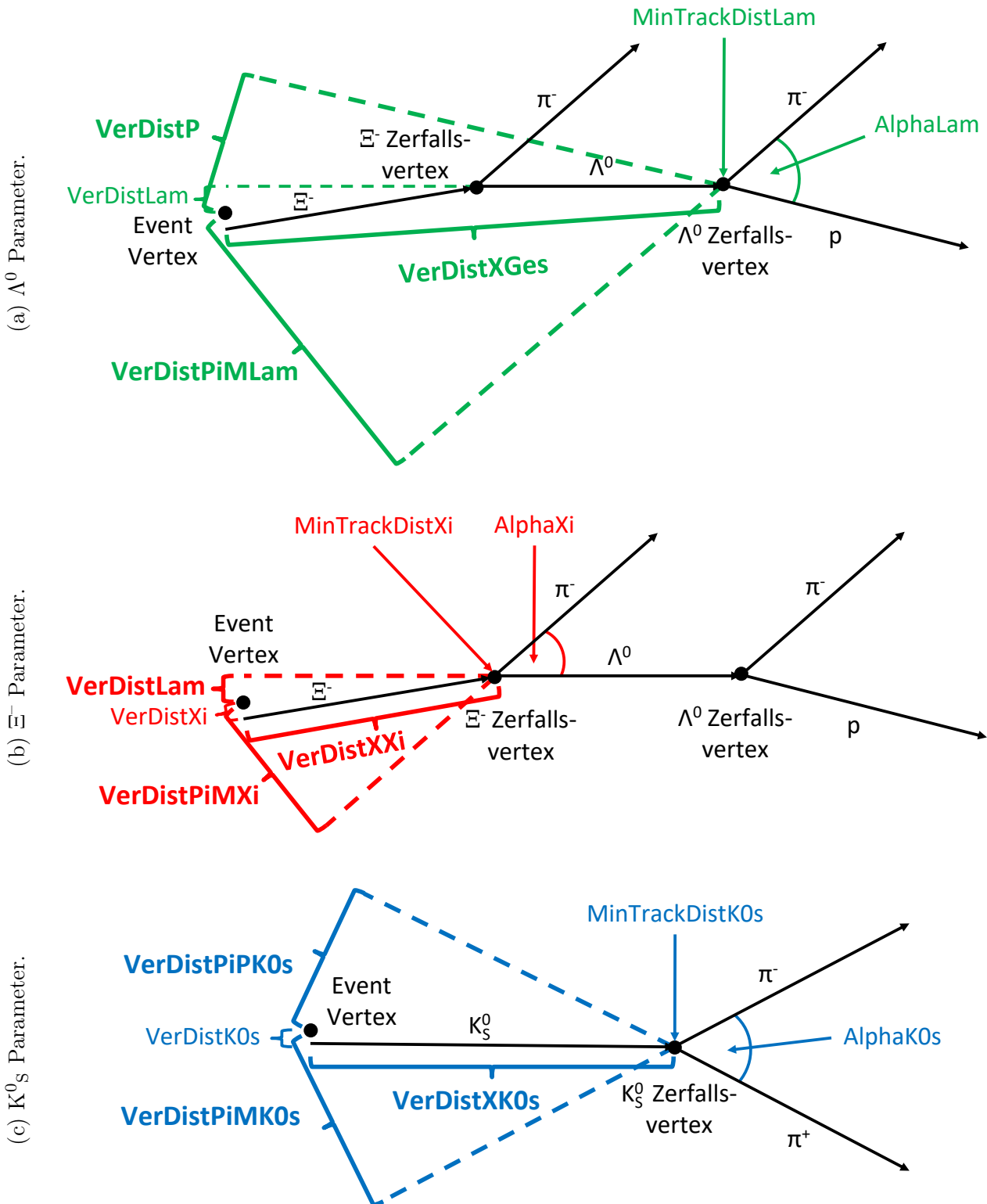


Abbildung 3.5.: Skizzen der Zerfallstopologien von  $\Xi^-$  und  $K_s^0$  Teilchen mit den verwendeten Topologieparametern.



Cs sehr nah beieinander und können womöglich aufgrund der Detektorauflösung nicht unterschieden werden. In den zur Untergrundbestimmung (cf. Abschnitt 3.7), verwendeten *Mixed-Event*-Kombinationen besteht dieses Problem offensichtlich nicht. Durch einen Mindestwert für den Öffnungswinkel lässt sich dieser systematische Unterschied zwischen Signal- und Untergrundberechnung umgehen.

### 3.9. Das neuronale Netzwerk

Als neuronales Netzwerk wird in dieser Arbeit ein *Multilayer Perceptron* (MLP) Netzwerk, enthalten im *Toolkit for Multivariate Data Analysis with ROOT* (TMVA), verwendet. Es zählt zur Klasse der künstlichen neuronalen Netzwerke (*Artificial neural network* (ANN)) und wurde speziell für das TMVA Paket entwickelt. Dabei wurde insbesondere auf Geschwindigkeit und Flexibilität Wert gelegt. Das Netzwerk besteht aus mehreren Ebenen von Neuronen, die jeweils basierend auf ihrem Eingangswert und ihrem aktuellen Zustand einen Ausgangswert berechnen, den sie an die Neuronen eine Ebene unter ihnen weitergeben. Die oberste Ebene enthält dabei genau so viele Neuronen wie Eingangsvariablen. Die unterste Ebene entsprechend so viele Neuronen wie Ausgangsvariablen. Bevor das neuronale Netzwerk verwendet werden kann, muss es mittels von Signal- und Untergrundbeispielen darauf trainiert werden, beide unterscheiden zu können. Hierbei werden die Neuronen in einer festgelegten Anzahl an Trainingsrunden in ihren finalen Zustand gebracht.

In dieser Analyse werden die Topologieparameter (cf. Abschnitt 3.8) mit Ausnahme der Alpha Parameter als Eingangsvariablen verwendet. Zusätzlich wird der Impuls der Mutterteilchen als Eingangsvariable hinzugefügt, da dieser mit allen Parametern korreliert ist, sodass es insgesamt sechs Eingangsvariablen und somit auch sechs Neuronen in der ersten Ebene gibt. Das neuronale Netzwerk berechnet anhand dieser eine Ausgangsvariable, die als Wahrscheinlichkeit, dass die Eingangsvariablen zu einem tatsächlichen Signal gehören, interpretiert werden kann. Somit befindet sich genau ein Neuron in der letzten Ebene.

Die Anzahl an Ebenen zwischen erster und letzter Ebene, ihre Anzahl an Neuronen und die Menge an Trainingsrunden kann frei gewählt werden. Hierbei muss ein Kompromiss zwischen ausreichendem Training sowie Komplexität und Trainingsdauer des Netzwerks gefunden werden. Untersuchungen bezüglich des Einflusses dieser Einstellungen unter Verwendung der  $\Lambda^0$  Rekonstruktion haben gezeigt, dass der Einfluss dieser Einstellungen auf die Ergebnisse gering ist, obgleich die Signifikanz des rekonstruierten Signals von einer höheren Anzahl an Trainingsrunden und Neuronen profitiert. Auf Basis dieser Ergebnisse wird die Anzahl an Trainingsrunden auf 1500, die Anzahl an zusätzlichen Ebenen auf zwei und die Anzahl an Neuronen in diesen Ebenen auf acht in der ersten und sechs in der zweiten Ebene festgesetzt.

In der Analyse werden unter Verwendung von simulierten Teilchen die Topologieparameter tatsächlicher Zerfälle, die dem gewünschten Signal entsprechen, berechnet. Die Topologieparameter des kombinatorischen Untergrunds hingegen werden unter Verwendung der *Mixed-Event*-Methode berechnet. Das neuronale Netzwerk wird nun darauf trainiert, diese simulierten Signalverteilungen von den berechneten Untergrundverteilungen zu unterscheiden. Der Antwortwert des neuronalen Netzwerks wird als weiterer Parameter behan-

delt mit dem sich durch Forderung eines Minimalwerts das Signal vom kombinatorischen Untergrund trennen lässt. In verschiedenen Tests hat sich gezeigt, dass zum Erreichen einer Verbesserung gegenüber ausschließlich harten Selektionskriterien auf die Topologieparameter bereits vor den Training eine Vorselektion benötigt wird. Ihre Notwendigkeit erklärt sich anhand der Detektorauflösung die bei den inneren MDCs bei circa 1mm und bei den äußeren MDCs bei circa 4mm liegt, woraus eine Auflösung der Position des primären Vertex in der Größenordnung einiger Millimeter resultiert [Had09]. Obwohl schwach zerfallende Teilchen eine große mittlere Lebensdauer besitzen, zerfallen die meisten am primären Vertex und können daher im Rahmen der Detektorauflösung nicht über ihre Sekundärvertices identifiziert werden. Durch die Vorselektion wird das neuronale Netzwerk darauf trainiert den Anteil vom Untergrund, der ähnliche Charakteristika wie reale Zerfälle aufweist, von tatsächlichen Zerfällen zu trennen.

Die Abschnitte 4.1, 4.2 und 4.3 beschreiben die speziellen Vorgehensweisen und Ergebnisse der Analysen von  $K_S^0$ -,  $\Lambda^0$ - und  $\Xi^-$ -Zerfällen.

# 4. Ergebnisse der Analyse

## 4.1. Rekonstruktion des $K^0_S$ Mesons

Die Rekonstruktion des  $K^0_S$  Mesons dient zum Einen dazu die Auswirkungen der Benutzung des neuronalen Netzwerks und der Verbesserung des Trackingalgorithmus für *Off-Vertex-Tracks* zu testen und zum Anderen bei den erwarteten Verbesserungen die gewonnenen Informationen bezüglich Produktionsraten und kinematischen Verteilungen zu erweitern. Hierfür werden die Ergebnisse von T. Scheib [Sch17], bei denen lediglich harte Selektionskriterien auf die Topologieparameter verwendet wurden, mit den Ergebnissen dieser Analyse verglichen (cf. Abschnitt 1.3)

### 4.1.1. Training des neuronalen Netzwerks und Vorselektionskriterien

Wie bereits in Abschnitt 3.9 erwähnt wird das künstliche neuronale Netzwerk unter Verwendung von simulierten Topologieparametern trainiert. Hierfür werden in die 43 Millionen nach Abschnitt 3.2 selektierten Ereignisse von Tag 108 der Strahlzeit je ein  $K^0_S$  unter Annahme einer thermischen Impulsverteilung mit einer Temperatur von 100 MeV integriert. Die ebenfalls benötigten Topologieparameter des kombinatorischen Untergrunds werden mit der in Abschnitt 3.7 beschriebenen *Mixed-Event*-Methode bestimmt.

Abbildung 4.1a zeigt die Verteilungen der Topologieparameter <sup>1-6</sup>, anhand derer das neuronale Netzwerk trainiert wird. (Definition der Topologieparameter in Abschnitt 3.8) Die simulierten Signalverteilungen werden in grün und die berechneten Untergrundverteilungen in rot dargestellt. Es lässt sich erkennen, dass die Parameter <sup>1,2,4</sup> für Signal wie erwartet zu größeren und die Parameter <sup>3,5</sup> zu kleineren Werten tendieren. Bei Parameter <sup>6</sup> stimmen Signal- und Untergrundverteilung nahezu überein.

Wie in Abschnitt 3.9 erwähnt, ist bereits vor dem Training des neuronalen Netzwerks eine Vorselektion anhand der Topologieparameter erforderlich um dem neuronalen Netzwerk eine Trennung zwischen Signal und Untergrund zu ermöglichen (cf. Abschnitt 3.9). Sie werden offener als die finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] gewählt um dem neuronalen Netzwerk Raum für Verbesserungen gegenüber den harten Selektionskriterien zu bieten. In Tabelle 4.1 werden die finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und die verwendeten Vorselektionskriterien gegenüber gestellt.

Da die Topologieparameter <sup>1-7</sup> stark miteinander korreliert sind, beeinflusst eine Bedingung an einen der Parameter die Verteilungen aller anderen. Abbildung 4.1b zeigt ihre Verteilungen nachdem die Vorselektion durchgeführt wurde. Ihre Selektionskriterien sind hierbei durch schwarze senkrechte Linien markiert. Im Vergleich mit den Verteilungen

---

<sup>1</sup>VerDistPiPK0s <sup>2</sup>VerDistPiMK0s <sup>3</sup>VerDistK0s <sup>4</sup>VerDistXK0s <sup>5</sup>MinTrackDistK0s <sup>6</sup>pK0s <sup>7</sup>AlphaK0s

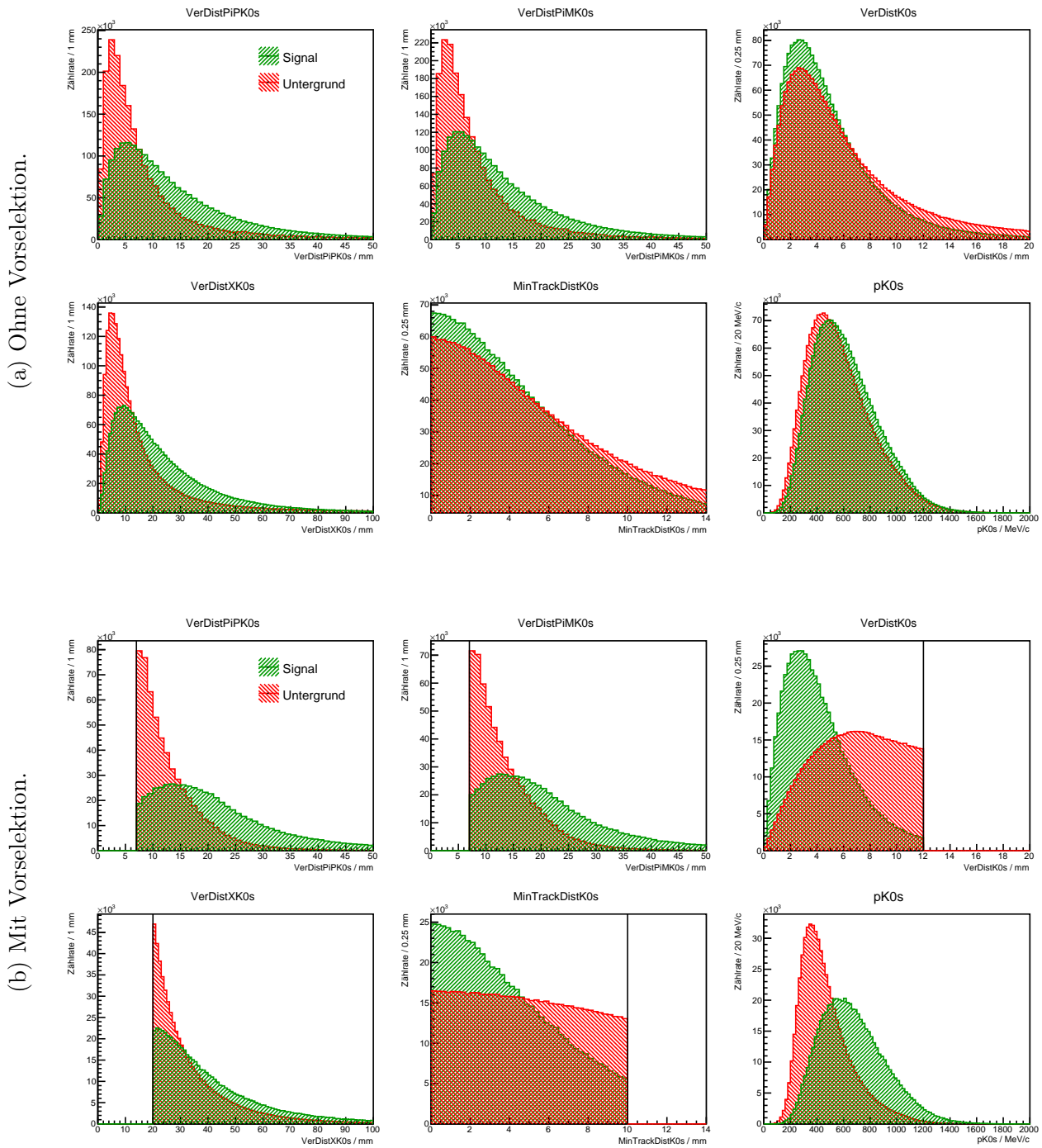


Abbildung 4.1.: Topologieparameterverteilungen von  $K^0_s$  Mesonen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün) und kombinatorischer Untergrund (rot) - vor (4.1a) und nach (4.1b) Anwendung der Vorselektionskriterien (schwarze Linien).

ohne Vorselektion aus Abbildung 4.1a sieht man sehr deutlich, dass die Unterscheidungsstärke zwischen Signal und Untergrund für die Parameter <sup>1,2,4</sup> nahezu gleich bleibt, während sie für die Parameter <sup>3,5,6</sup> erheblich zunimmt. Dies unterstützt die These, dass die Vorselektion notwendig ist um dem neuronalen Netzwerk die Unterscheidung von Signal und Untergrund zu ermöglichen.

Insgesamt wird das neuronale Netzwerk mit 627.000 simulierten  $K^0_S$  und ebenso vielen Untergrundkombinationen trainiert. Um zu überprüfen, dass die MVA-Antwort wie zu erwarten für simulierte Signale nahe 100% und für kombinatorischen Untergrund nahe 0% liegt, zeigt Abbildung 4.2 ihre Verteilungen für die beim Training verwendeten Signal- und Untergrundbeispiele. Wie bereits zuvor ist die Signalverteilung grün und die Untergrundverteilung rot dargestellt. Darüber hinaus ist die Verteilung der MVA-Antwort in Daten in blau eingezeichnet deren Integral auf das der anderen Verteilungen normiert wurde.

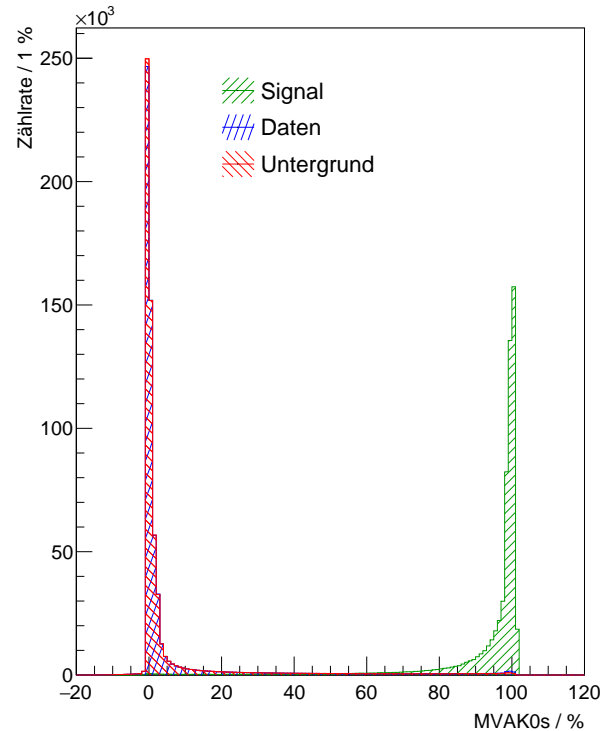


Abbildung 4.2.: Verteilungen der MVA Antwort von  $K^0_S$  Mesonen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün), Daten (blau) und kombinatorischer Untergrund (rot).

Es zeigt sich sehr deutlich, dass die Signalbeispiele in den allermeisten Fällen eine Antwort nahe 100% erzeugen. Zu niedrigeren Antworten fällt ihre Anzahl sehr stark ab. Gleichzeitig weisen die meisten Untergrundbeispiele eine Antwort nahe 0% auf. Bei ihnen fällt ihre Anzahl zu hohen Antworten stark ab. Man sieht auch, dass Werte unterhalb von 0% sowie oberhalb von 100% auftreten können. Die MVA Antwort stellt somit keine tatsächliche Wahrscheinlichkeit dar, kann allerdings als solche interpretiert werden. Die Verteilungen zeigen sehr deutlich, dass das neuronale Netzwerk wie gewünscht auf Signalparameter mit hohen und auf Untergrundparameter mit niedrigen Werten antwortet, wodurch die Forderung eines Minimalwerts die Trennung von Signal und Untergrund verbessert.

Die Verteilung aus Daten ähnelt extrem stark der Untergrundverteilung was darauf zurückzuführen ist, dass die verwendeten Vorselektionskriterien den Untergrund nicht ausreichend stark unterdrücken um ein Signal erkennen zu können. Betrachtet man die Verteilungen genauer, beobachtet man dass die Datenverteilung bei Werten um die 100% über der Untergrundverteilung liegt, da die Datenverteilung auch einen geringen Anteil an Signalen enthält.

Im folgenden Abschnitt 4.1.2 wird das neuronale Netzwerk zur Rekonstruktion der  $K^0_S$  Mesonen eingesetzt.

<sup>1</sup>VerDistPiPK0s <sup>2</sup>VerDistPiMK0s <sup>3</sup>VerDistK0s <sup>4</sup>VerDistXK0s <sup>5</sup>MinTrackDistK0s <sup>6</sup>pK0s

Topologieparameter	T. Scheib [Sch17]	Vorselektionskriterien
VerDistPiPK0s	$> 12$ mm	$> 7$ mm
VerDistPiMK0s	$> 12$ mm	$> 7$ mm
VerDistK0s	$< 8$ mm	$< 12$ mm
VerDistXK0s	$> 24$ mm	$> 20$ mm
MinTrackDistK0s	$< 9$ mm	$< 10$ mm
AlphaK0s	$> 15$ °	$> 15$ °

Tabelle 4.1.: Zusammenfassung der finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und der verwendeten Kriterien der Vorselektion.

#### 4.1.2. $K^0_S$ Massenspektren

Zur Rekonstruktion der  $K^0_S$  Mesonen werden zunächst alle Spuren eines Ereignisses, die die PID Bedingungen von Pionen (cf. Abschnitt 3.4) erfüllen, identifiziert. Zum Ausgleich des ebenfalls in Abschnitt 3.4 beschriebenen Flugzeitproblems von Spuren aus *Off-Vertex*-Zerfällen, sowie zum Ausgleich von Energieverlusten, wird die rekonstruierte Ruhemasse auf den Literaturwert von  $139,57 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16] festgesetzt.

Im nächsten Schritt werden alle  $\pi^+$ - mit allen  $\pi^-$ -Kandidaten kombiniert und die Topologieparameter des Zerfalls eines hypothetischen gemeinsamen Mutterteilchens berechnet. Aus diesen Parametern wird unter Verwendung des neuronalen Netzwerks, dessen Training im vorherigen Abschnitt 4.1.1 vorgestellt wurde, die MVA Antwort, MVAK0s, bestimmt. Sie wird im Folgenden wie ein weiterer Parameter behandelt. Darüber hinaus wird die invariante Masse (cf. Abschnitt A.4) des Mutterteilchens berechnet und ihre Verteilung sowie die Verteilungen aller Parameter aufgezeichnet.

Hieraus ergibt sich das invariante Massenspektrum von  $K^0_S$ Kandidaten. Es setzt sich aus dem kombinatorischem Untergrund sowie dem Signalpeak der  $K^0_S$  Mesonen zusammen.

Um den kombinatorischen Untergrund abzuschätzen wird die *Mixed-Event*-Methode (cf. Abschnitt 3.7) angewandt. Hierbei werden Kombinationen von  $\pi^+$ - mit  $\pi^-$ -Kandidaten aus unterschiedlichen Ereignissen derselben Klasse gebildet. Mit diesen Kombinationen wird ebenso verfahren wie mit solchen aus demselben Ereignis. Da diese *Mixed-Event*-Kombinationen kein Signal enthalten können, resultiert daraus das invariante Massenspektrum des unkorrelierten kombinatorischen Untergrunds. Aufgrund der deutlich höheren Kombinatorik muss das invariante Massenspektrum des Untergrunds erst skaliert werden. Hierfür werden die Integrale über Bereiche der Massenspektren verwendet, die außerhalb des Signalpeaks liegen, so genannte *Side-Bands*. Dabei muss ein Kompromiss aus möglichst wenig Signal in den *Side-Bands* und gleichzeitig nicht zu großem Abstand der *Side-Bands* zur Signalregion gefunden werden. In dieser Analyse werden die Bereiche von  $350 \text{ MeV}/c^2$  bis  $450 \text{ MeV}/c^2$  und von  $550 \text{ MeV}/c^2$  bis  $650 \text{ MeV}/c^2$  verwendet, wobei der eine unterhalb und der andere oberhalb des Signalpeaks liegt. Dessen Mittelwert liegt in der Nähe der

Ruhemasse der  $K^0_S$  Mesonen von  $497,61 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16]. Bei einem  $\sigma$  des Peaks von circa  $9 \text{ MeV}/c^2$  liegen die *Side-Bands* außerhalb seiner  $5\sigma$ -Umgebung und enthalten somit unter Annahme einer Normalverteilung statistisch nur Bruchteile eines Prozents an Signal.

Im nächsten Schritt wird das skalierte Untergrundmassenspektrum vom rekonstruierten Massespektrum subtrahiert, sodass nur  $K^0_S$  Signale übrig bleiben. Es wird angenommen, dass der Peak in erster Näherung gaußförmig ist, wodurch sein Mittelwert  $\mu$  und seine Standardabweichung  $\sigma$  durch die Anpassung einer Normalverteilung an das Spektrum bestimmt werden können. Anhand dieser Parameter kann nun die Zählrate des Signals und des Untergrunds bestimmt werden. Hierzu wird das Massenspektrum im Bereich von  $\mu-2\sigma$  bis  $\mu+2\sigma$  integriert. Unter Annahme einer Gaußverteilung entspricht die so bestimmte Zählrate des Signals circa 95% der gesamten Zählrate. Der statistische Fehler des Signals lässt sich aus dem statistischen Fehler des Signals inklusive Untergrund und dem statistischen Fehler des Untergrunds berechnen. Hierbei ist zu beachten, dass der Untergrund skaliert wurde, weshalb auch sein statistischer Fehler mit demselben Faktor skaliert wird. Unter Annahme eines statistischen Fehlers von  $\sqrt{N}$  für einen Zählwert  $N$  und gaußscher Fehlerfortpflanzung ergibt sich für den Fehler des rekonstruierten Signals Formel 4.1 mit der Zählrate des Signals  $S$ , der Zählrate des Untergrunds  $B$  und dem Skalierungsfaktor  $scal$  für den Untergrund.

$$\Delta S = \sqrt{S + B + B \cdot scal} \quad (4.1)$$

Den nächsten Schritt stellt die Optimierung der Selektionskriterien dar. Die, in Abschnitt 4.1.1 eingeführten, Kriterien der Vorselektion bilden hierbei den Ausgangspunkt. Es werden nur Werte verwendet die gleich stark oder stärker sind als die Vorselektionskriterien, da andernfalls das neuronale Netzwerk in Bereichen verwendet werden würde, in denen es nicht trainiert wurde. Bei der Optimierung muss erneut ein Kompromiss gefunden werden. Zum Einen sind hohe Verhältnisse zwischen Signal und Untergrund wünschenswert, gleichzeitig möchte man eine jedoch gute Signalstatistik mit niedrigen statistischen Fehler erhalten. Dieser Kompromiss kann mithilfe der Signifikanz ( $sig$ ) erreicht werden. Die Signifikanz wird anhand der Zählrate des Signal  $S$  und der Zählrate des Untergrunds  $B$  im  $2\sigma$ -Bereich um den Mittelwert des Peaks nach Formel 4.2 definiert.

$$sig = \frac{S}{\sqrt{S + B}} \quad (4.2)$$

Zur Optimierung der Kriterien auf die Parameter <sup>1-5,8</sup> wird ein automatisiertes Verfahren angewandt welches stark der in Abschnitt A.1 beschriebenen  $\chi^2$  Minimierung ähnelt. Der hauptsächliche Unterschied besteht darin, dass anstelle des  $\chi^2$  Wertes die Signifikanz maximiert wird. Um auszuschließen dass nur ein lokales Maximum gefunden wird, werden stark variierende Startwerte für die Parameter verwendet und überprüft ob das Verfahren bei denselben Werten konvergiert. Die so gefundenen finalen Rekonstruktionskriterien werden in Tabelle 4.2 den finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und den Vorselektionskriterien gegenüber gestellt.

---

<sup>1</sup>VerDistPiPK0s <sup>2</sup>VerDistPiMK0s <sup>3</sup>VerDistK0s <sup>4</sup>VerDistXK0s <sup>5</sup>MinTrackDistK0s <sup>8</sup>MVAK0s

Topologieparameter	T. Scheib [Sch17]	Vorselektions- kriterien	finale Rekonstruktions- kriterien
VerDistPiPK0s	> 12 mm	> 7 mm	> 9 mm
VerDistPiMK0s	> 12 mm	> 7 mm	> 9 mm
VerDistK0s	< 8 mm	< 12 mm	< 8 mm
VerDistXK0s	> 24 mm	> 20 mm	> 24 mm
MinTrackDistK0s	< 9 mm	< 10 mm	< 10 mm
MVAK0s	—	—	> 97 %

Tabelle 4.2.: Zusammenfassung der finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17], der verwendeten Kriterien der Vorselektion und der finalen Rekonstruktionskriterien dieser Analyse.

Im Vergleich erkennt man, dass die finalen Bedingungen an die Topologieparameter stärker als die Kriterien der Vorselektion, aber schwächer als die finalen Bedingungen aus [Sch17] sind. Gleichzeitig ist die Bedingung an den MVA Parameter mit 97% sehr stark, was dafür spricht, dass das neuronale Netzwerk im angewendeten Parameterbereich sehr gut zur Unterscheidung von realen  $K_S^0$  Zerfällen und kombinatorischem Untergrund geeignet ist.

Unter Anwendung der optimierten Selektionskriterien ergeben sich die Spektren in Abbildung 4.3a in denen jeweils das Spektrum der invarianten Masse der  $\pi^+\pi^-$  Paare gezeigt wird. Das Spektrum bestehend aus Signal und Untergrund ist in grün und das reinen Untergrunds in rot eingezeichnet. Zusätzlich sind die Zählrate des Signals  $S$ , das Signal zu Untergrundverhältnis  $S/B$  und die Signifikanz angegeben. Abbildung 4.3a zeigt die direkte Umgebung des  $K_S^0$  Peaks und Abbildung 4.3b zeigt die Differenz aus der Überlagerung von Signal und Untergrund und dem Untergrund. Hierbei ist zusätzlich die Verteilung simulierter  $K_S^0$  Mesonen in blau eingezeichnet, deren Integral auf das der Datenverteilung normiert wurde. Die rot dargestellte Gaußkurve wird an die Datenverteilung angepasst. Hieraus ergeben sich die Parameter  $\mu$  und  $\sigma$  welche in der Abbildung aufgeführt sind.

Anhand von Abbildung 4.3a lässt sich sehr gut erkennen, dass die *Mixed-Event*-Methode (cf. Abschnitt 3.7) den kombinatorischen Untergrund außerhalb des Signalpeaks im Rahmen der statistischen Fehler beschreibt. In der differentiellen Analyse (cf. Abschnitt 4.1.3) zeigt sich, dass dies auch für einzelne Phasenraumintervalle gilt. Es kann daher angenommen werden, dass auch der Untergrund direkt unter dem  $K_S^0$  Peak mit hoher Genauigkeit beschrieben wird.

Im Vergleich der  $K_S^0$  Verteilungen aus Daten und Simulationen in Abbildung 4.3b zeigt sich, dass beide Verteilungen am Maximum und an der Flanke zu höheren Massen voneinander abweichen. Der Grund hierfür besteht darin, dass nicht alle, in der Realität auftretenden, Effekte in den Simulationen exakt beschrieben werden können, was zu leichten Abweichungen zwischen den Simulationen und den Daten führt.



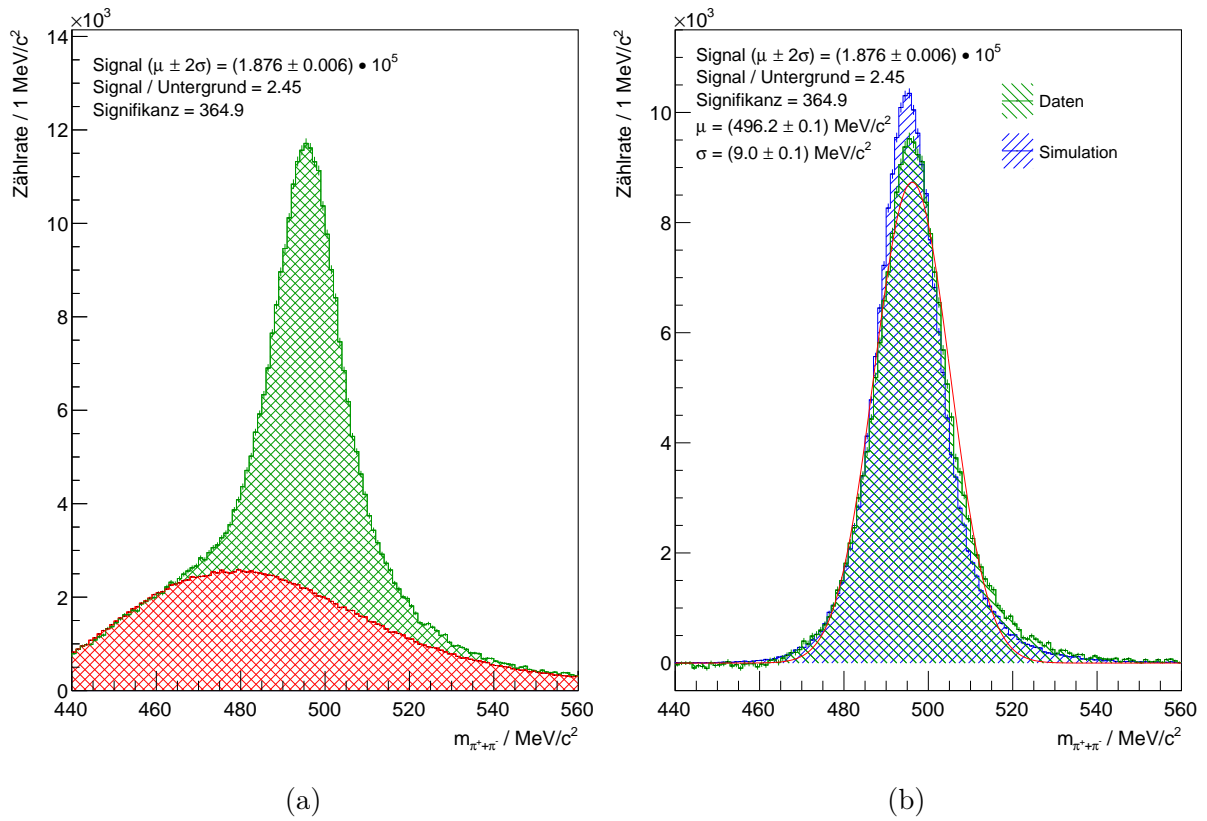


Abbildung 4.3.: Invariante Massespektren von  $K^0_S$  Mesonen unter Anwendung der finalen Rekonstruktionscuts mit Untergrund (rot), Signal (grün) und Simulationen (blau), Überlagerung von Signal und Untergrund in 4.3a und Differenz in 4.3b.

$K^0_S$ Peak Parameter	T. Scheib [Sch17]	diese Analyse
$S \times 10^5$	$1,092 \pm 0,004$	$1,876 \pm 0,006$
S/B	1,8	2,5
Signifikanz	265	365
Mittelwert $\mu$	$(496,0 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$	$(496,2 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$
Standardabweichung $\sigma$	$(8,7 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$	$(9,0 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$

Tabelle 4.3.: Vergleich der rekonstruierten  $K^0_S$  Peaks aus [Sch17] und dieser Analyse.

In Tabelle 4.3 werden die Ergebnisse dieser Analyse mit denen aus [Sch17] bei denen das Standardverfahren für *Off-Vertex*-Zerfälle verwendet wurde, gegenüber gestellt. Im Vergleich zeigt sich, dass die Verwendung des optimierten Rekonstruktionsverfahrens dieser Analyse eine starke Verbesserung darstellt. Die Anzahl an rekonstruierbaren  $K^0_S$  Mesonen kann hiermit um circa 70% gesteigert werden, wobei gleichzeitig das Signal zu Untergrund Verhältnis stark ansteigt. Dies resultiert in einer deutlich verbesserten Signifikanz. Das erste Moment der rekonstruierten Massenverteilung schwankt hierbei nur unwesentlich im

Rahmen ihres Fehlers und liegt weiterhin geringfügig unterhalb des Literaturwerts von  $497,61 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16]. Die Varianzen weichen ebenfalls nur leicht voneinander ab und können als übereinstimmend angesehen werden.

Es zeigt sich somit, dass die Verwendung des neuronalen Netzwerks und des verbesserten Trackingalgorithmus wie erwartet eine signifikante Verbesserung gegenüber der Verwendung reiner Topologiebedingungen darstellt. Aufgrund dieser deutlichen Verbesserungen wird in Abschnitt 4.1.3 die Produktion von  $K^0_S$  Mesonen wie bereits in [Sch17] in Abhängigkeit von Rapidität und Transversalmasse untersucht. Hierbei ist zu erwarten, dass sich  $K^0_S$  Mesonen über einen größeren Bereich des Phasenraums nachweisen lassen.

### 4.1.3. Differentielle Analyse nach Rapidität und Transversalmasse

Ziel der differentiellen Analyse ist es die gesamte Zählrate aller produzierten  $K^0_S$  Mesonen zu bestimmen und gleichzeitig Informationen über ihre kinematischen Verteilungen zu erhalten. Hierfür wird zunächst die geometrische Akzeptanz des Detektors, seine Effizienz und die Effizienz der Rekonstruktionsmethode bestimmt und die Zählrate rekonstruierter Teilchen mit diesen korrigiert. Danach werden die von der Analyse abgedeckten Bereiche extrapoliert um auch die Produktion in nicht abgedeckten Bereichen abzuschätzen. Durch Integration über den gesamten Bereich und Division durch die Anzahl an verwendeten Ereignissen kann schließlich die mittlere Produktionsrate der  $K^0_S$  Mesonen bestimmt werden.

Für die differentielle Analyse wird der gesamte Rapiditätsbereich (cf. Abschnitt A.2) in dem  $K^0_S$  Mesonen rekonstruiert werden, in 15 Intervalle von 0,09 bis 1,59 mit einer Breite von 0,1 Rapiditätseinheiten (RE) unterteilt. Die Grenzen sind dabei so gewählt, dass die mittlere Rapidität, bei der die höchsten Produktionsraten erwartet werden und die in den untersuchten Au+Au Kollisionen 0,74 RE beträgt, genau in der Mitte des siebten Intervalls liegt. Der gesamte Bereich der reduzierten Transversalmasse (cf. Abschnitt A.3) wird in 19 Intervalle von 0  $\text{MeV}/c^2$  bis 760  $\text{MeV}/c^2$  mit einer Breite von 40  $\text{MeV}/c^2$  unterteilt. Die Breiten und Positionen der Intervalle sind dabei genauso wie in [Sch17] gewählt um einen Vergleich zwischen beiden Analysen zu vereinfachen, wobei weitere Intervalle hinzugefügt werden um zu überprüfen ob sich mit dieser Analyse größere Bereiche abdecken lassen.

In diesen Intervallen werden nun unter Verwendung der finalen Rekonstruktionskriterien der  $K^0_S$  Mesonen (cf. Tabelle 4.2), mit derselben Methode, die in Abschnitt 4.1.2 beschrieben wurde, die  $K^0_S$  Mesonen rekonstruiert. Abbildung 4.4a zeigt die Verteilung der rekonstruierten  $K^0_S$  Mesonen in Abhängigkeit von der Rapidität und der reduzierten Transversalmasse. Die meisten  $K^0_S$  Mesonen werden bei einer Rapidität von circa 0,84, was leicht oberhalb der mittleren Rapidität von 0,74 liegt, und bei sehr niedrigen reduzierten Transversalmassen knapp über 0  $\text{MeV}/c^2$  rekonstruiert. Im Umkreis um dieses Maximum fällt ihre Zählrate gleichmäßig ab. Abbildung 4.4b zeigt das Verhältnis von Signal zu Untergrund ebenfalls in Abhängigkeit von der Rapidität und der reduzierten Transversalmasse. Dieses Verhältnis weist ein Maximum im Bereich niedriger Rapiditäten um die 0,2 und im Bereich mittlerer reduzierter Transversalmassen um die 400  $\text{MeV}/c^2$  auf, wobei allerdings beachtet werden muss, dass die statistischen Fehler in diesem Bereich aufgrund

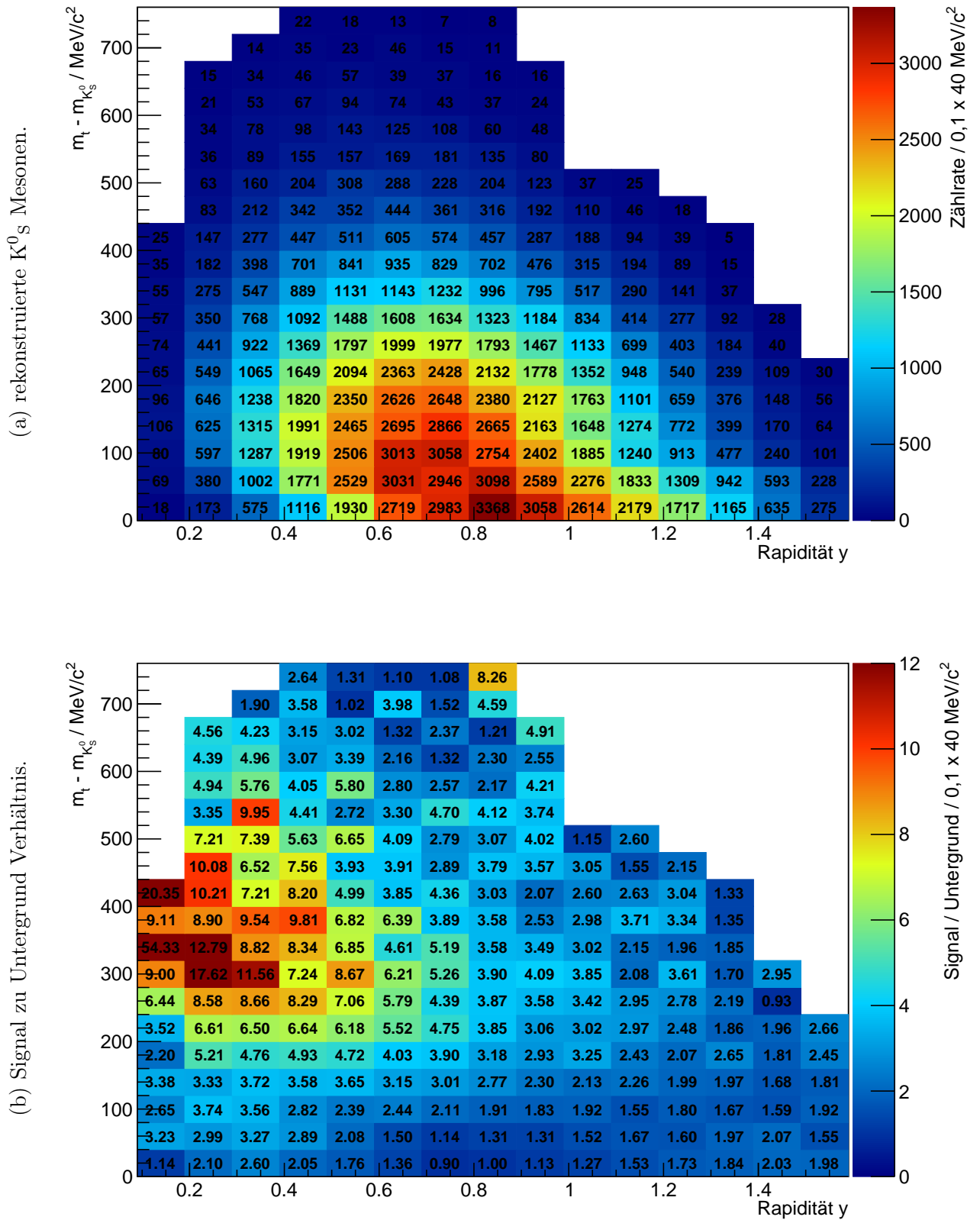


Abbildung 4.4.: Zählrate der rekonstruierten  $K^0_S$  Mesonen (4.4a) und ihr Signal zu Untergrund Verhältnis (4.4b) in Abhängigkeit von Rapidity und reduzierter Transversalmasse.

der geringen Zählrate des rekonstruierten Signal (cf. Abbildung 4.4a) hoch sind. Bei niedrigen Transversalmassen und hohen Rapiditäten ist das Signal zu Untergrund Verhältnis hingegen niedrig.

Zur Berechnung der geometrischen Akzeptanz, sowie der Rekonstruktions- und Detektoreffizienz werden simulierte Teilchen, die in reale Daten eingefügt werden (cf. Abschnitt 3.6) eingesetzt. Es handelt sich hierbei um dieselben Ereignisse, in die je ein  $K^0_S$  Meson unter Annahme einer thermischen Impulsverteilung mit einer Temperatur von 100 MeV integriert wurde, die bereits beim Training des neuronalen Netzwerks(cf. Abschnitt 4.1.1) verwendet wurden. Hierbei wird aufgezeichnet wie viele  $K^0_S$  Mesonen in den jeweiligen Intervallen auftreten, bei wie vielen die Tochterteilchen in der Akzeptanz des Detektors liegen, und wie viele davon die finalen Rekonstruktionskriterien dieser Analyse erfüllen. Die Bedingung dafür, dass ein Teilchen in der Akzeptanz des Detektors liegt ist hierbei so gewählt, dass es in allen vier MDCs jeweils alle sechs Drahtebenen passiert und entweder auf den ToF oder RPC Detektor trifft.

Anhand der Zählrate der simulierten  $K^0_S$  Mesonen ( $N_{K^0_S Sim}$ ), der Zählrate der  $K^0_S$  Mesonen deren Tochterteilchen in der Akzeptanz des Detektors liegen ( $N_{K^0_S Acc}$ ) und der Zählrate der  $K^0_S$  Mesonen, die die finalen Rekonstruktionskriterien erfüllen ( $N_{K^0_S Rec}$ ) lassen sich die Korrekturfaktoren für Akzeptanz  $a$  und Effizienz  $\epsilon$  nach Formeln 4.3 und 4.4 berechnen, wobei die, in Abschnitt 3.6 beschriebene, Gewichtung der einzelnen Zentralitätsklassen auf die Zählraten angewandt wird. Akzeptanz bezieht sich auf die geometrische Akzeptanz  $a_{geom}$  des untersuchten geladenen Zerfallskanals, weshalb das Verzweigungsverhältnis  $BR$  des untersuchten Zerfallskanals mit einfließt. Die gesamte Effizienz  $\epsilon$  unterteilt sich grob in die Effizienz der Detektoren  $\epsilon_{det}$  und die Effizienz des Rekonstruktionsalgorithmus  $\epsilon_{rec}$ , welche sich wiederum in die Effizienz des Trackingalgorithmus  $\epsilon_{track}$ , die Effizienz der PID Bedingungen  $\epsilon_{PID Cuts}$  und die Effizienz der Rekonstruktionskriterien  $\epsilon_{K^0_S Cuts}$  aufteilen lässt:

$$a = a_{geom} \cdot BR = \frac{N_{K^0_S Acc}}{N_{K^0_S Sim}} \quad (4.3)$$

$$\epsilon = \epsilon_{det} \cdot \epsilon_{rec} = \epsilon_{det} \cdot \epsilon_{track} \cdot \epsilon_{PID Cuts} \cdot \epsilon_{K^0_S Cuts} = \frac{N_{K^0_S Rec}}{N_{K^0_S Acc}} \quad (4.4)$$

Die Berechnung der Korrekturfaktoren für Akzeptanz und Effizienz erfolgt differentiell für die einzelnen Intervalle in Rapidität und reduzierter Transversalmasse. Abbildung 4.5a und Abbildung 4.5b zeigen die simulierten Akzeptanzen und Effizienzen für  $K^0_S$  Mesonen in Abhängigkeit von Rapidität und reduzierter Transversalmasse. Man erkennt gut, dass die Akzeptanz im Bereich hoher reduzierter Transversalmassen von über  $700 \text{ MeV}/c^2$  und nahe der mittleren Rapidität von 0,74 mit Werten von knapp unter 40% ein Maximum besitzt. Um dieses Maximum herum fällt die Akzeptanz gleichmäßig ab und erreicht bei sehr hohen und sehr niedrigen Rapiditäten nur Werte von wenigen Prozent. Die Effizienz erreicht ihr Maximum im Bereich von reduzierten Transversalmassen um die  $500 \text{ MeV}/c^2$  und bei niedrigen Rapiditäten um die 0,3. Dabei ist allerdings erneut zu beachten, dass die statistischen Fehler in diesen Bereichen aufgrund der geringen Zählrate des rekonstruierten Signal (cf. Abbildung 4.4a) hoch sind.

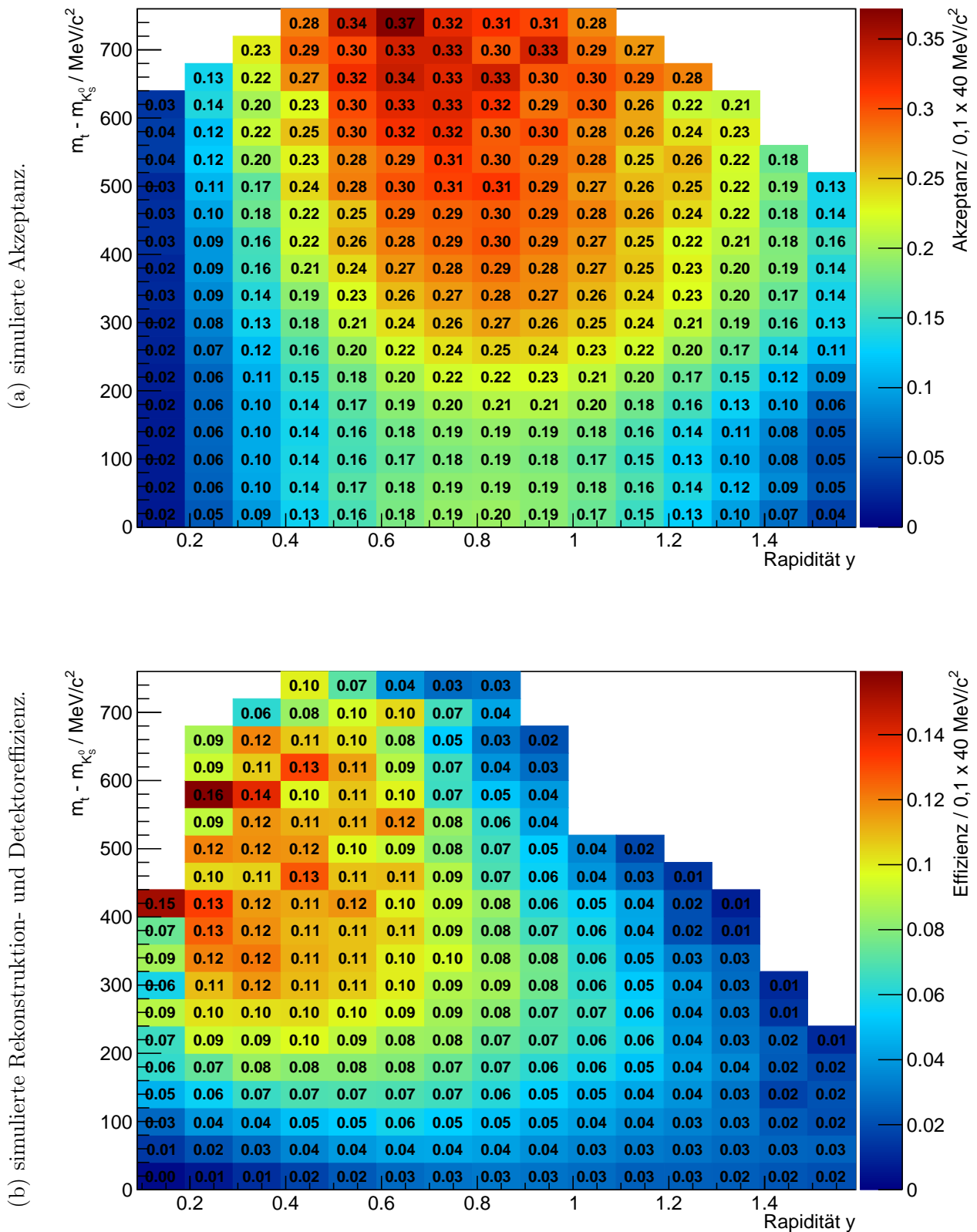


Abbildung 4.5.: Die simulierten Korrekturfaktoren für Akzeptanz (4.5a) und die Rekonstruktions- sowie Detektoreffizienz (4.5b) für die Rekonstruktion von  $K^0_S$  Mesonen.

Unter Verwendung der Korrekturfaktoren für Akzeptanz  $a$  und Effizienz  $\epsilon$  lässt sich mittels Formel 4.5 aus der Zählrate der rekonstruierten  $K^0_S$  Mesonen  $N_{K^0_S Rec}$  ihre tatsächliche Zählrate  $N_{K^0_S}$  berechnen. Zur Bestimmung der differentiellen Zählrate der  $K^0_S$  Mesonen pro Intervall in Rapidity und Transversalmasse  $\frac{d^2 N_{K^0_S}}{dm_t dy}$  wird die Zählrate noch durch die Intervallbreiten der Rapidity- und Transversalmassenintervalle dividiert:

$$N_{K^0_S} = \frac{N_{K^0_S Rec}}{a \cdot \epsilon} \quad (4.5)$$

Experimentell zeigt sich, dass die invarianten Ausbeuten an Teilchen in Abhängigkeit von der Transversalmasse gut durch eine Exponentialfunktion multipliziert mit dem Quadrat der Transversalmasse beschrieben werden. Daher eignet sich die Exponentialfunktion zur Extrapolation auf nicht abgedeckte Bereiche der Transversalmasse (cf. Formel 4.6). Der Parameter  $T_B$  kann hierbei in Analogie zur Boltzmann-Verteilung als Temperatur verstanden werden und wird daher auch als *Boltzmann-Temperatur* bezeichnet.

$$\frac{1}{\Delta y} \frac{dN_{K^0_S}}{dm_t} \approx m_t^2 \cdot C \cdot e\left(-\frac{m_t}{T}\right) \Rightarrow \frac{1}{m_t^2 \Delta y} \frac{dN_{K^0_S}}{dm_t} \approx C \cdot e\left(-\frac{m_t}{T_B}\right) \quad (4.6)$$

Abbildung 4.6a zeigt die differentiellen Zählraten der  $K^0_S$  Mesonen für die verschiedenen Rapidity- und Transversalmassenintervalle, wobei die reduzierte Transversalmasse auf der x-Achse aufgetragen ist. Die verschiedenen Rapidityintervalle werden durch die unterschiedlichen Symbole dargestellt. Hierbei sind die einzelnen Intervalle der Übersichtlichkeit halber um Größenordnungen skaliert. Ausgefüllte Symbole stellen Rapidityintervalle unterhalb der mittleren Rapidity und offene Symbole oberhalb der mittleren Rapidity dar. Die mittlere Rapidity von 0,74 liegt in der Mitte des durch das Symbol \* dargestellten Intervalls. Gleichzeitig werden die Ergebnisse dieser Arbeit, die in rot dargestellt sind, mit denen aus [Sch17], welche in blau dargestellt sind verglichen. Die Geraden stellen aufgrund der logarithmischen Skalierung der Zählraten die exponentiellen Funktionen, die an die Datenpunkte angepasst werden, dar.

Es zeigt sich, dass die Ergebnisse aus [Sch17] bei Rapiditäten unterhalb von 0,99 RE weniger als 5% von dieser Analyse abweichen. Oberhalb sind die Abweichungen leicht erhöht, liegen allerdings nie über 10%. Gleichzeitig lassen sich die insgesamt abgedeckten Bereiche aufgrund der deutlich größeren Zählrate der rekonstruierten  $K^0_S$  Mesonen durch den verbesserten Trackingalgorithmus und die Verwendung des neuronalen Netzwerks auf vorher nicht abgedeckte Bereiche oberhalb reduzierter Transversalmassen von 600 MeV/c<sup>2</sup> und oberhalb einer Rapidity von 1,49 erweitern. Dies zeigt, dass die verbesserte Rekonstruktionsmethode tatsächlich dafür verwendet werden kann, die bisherigen Ergebnisse zu bestätigen und zu erweitern.

Um zusätzlich zu überprüfen, ob die exponentiellen Funktionen zur Beschreibung der Verläufe der differentiellen Zählraten der  $K^0_S$  Mesonen tatsächlich geeignet sind, sind in Abbildung 4.6b die Verhältnisse zwischen den Datenpunkten und den exponentiellen Fitfunktionen in Abhängigkeit von der Rapidity aufgetragen. Die Werte der einzelnen Rapiditybins sind der Übersichtlichkeit halber um ganzzahlige Werte erhöht. Die eingezeichneten Linien stellen hierbei jeweils ein Verhältnis von eins dar. Auch hier zeigt

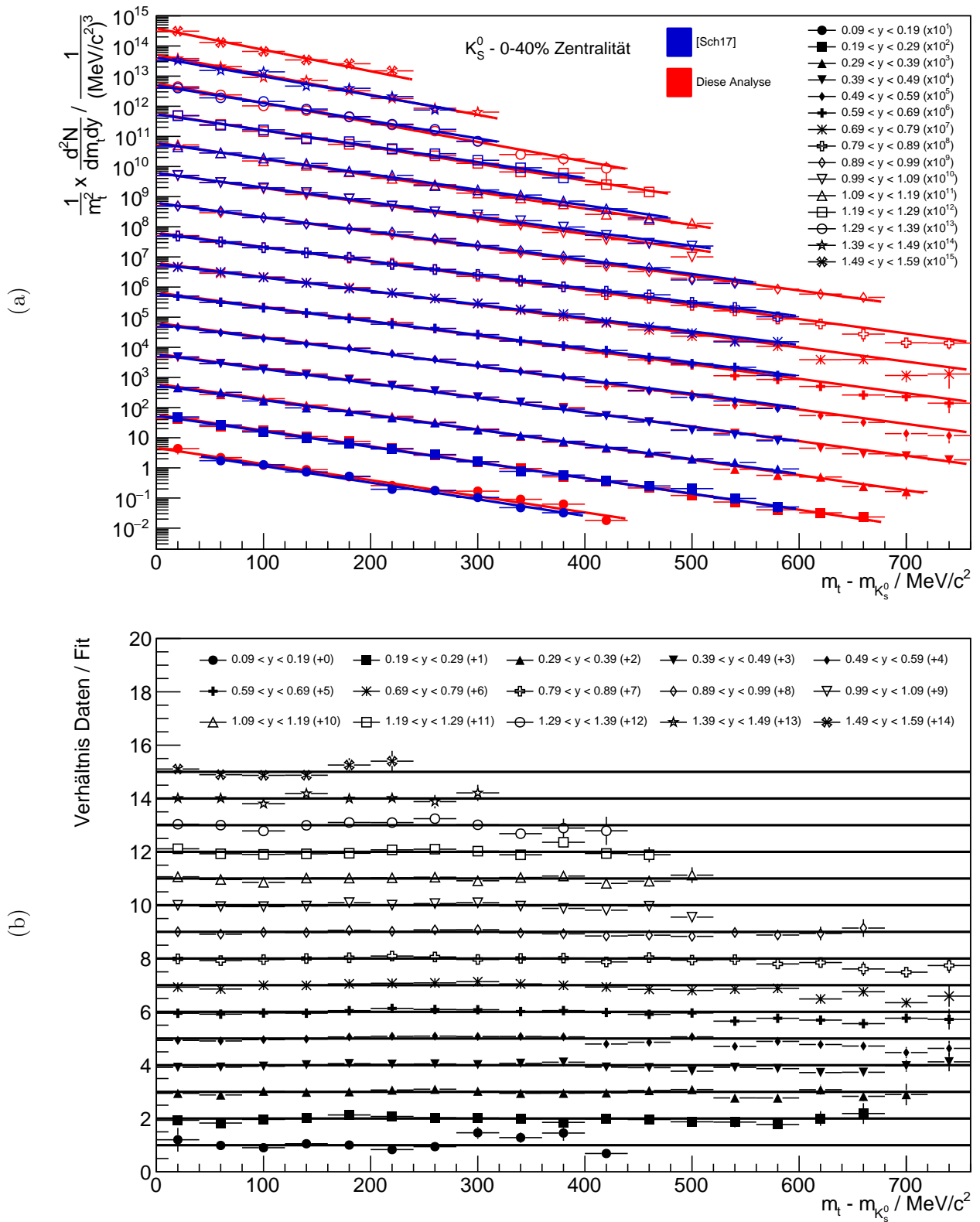


Abbildung 4.6.: Die differentielle Zählrate der  $K^0_S$  Mesonen dividiert durch das Quadrat der Transversalmasse mit exponentiellen Fitfunktionen, diese Analyse rot, Daten aus [Sch17] blau in 4.6a, die einzelnen Rapiditätsintervalle sind der Übersichtlichkeit halber um Größenordnungen skaliert. 4.6b: Verhältnis zwischen Daten dieser Analyse und den exponentiellen Fits.

sich in einem überwiegenden Anteil aller Intervalle eine gute Übereinstimmung der exponentiellen Funktionen mit den Datenpunkten. Dies spricht dafür, dass die exponentiellen Funktionen zur Beschreibung der Datenpunkte verwendet werden können.

Zur Berechnung der gesamten Zählrate der produzierten  $K^0_S$  Mesonen muss zunächst ihre rapiditätsabhängige Zählrate  $\frac{dN_{K^0_S}}{dy}$  unabhängig von der Transversalmasse bestimmt werden. Hierzu wird die differentielle Zählrate der  $K^0_S$  Mesonen in Abhängigkeit von Rapidität und Transversalmasse über die Transversalmasse integriert. Die untere Grenze stellt dabei die Ruhemasse  $m_0$  der  $K^0_S$  Mesonen dar. Nach oben hin ist die Transversalmasse nicht beschränkt. Für Transversalmassenintervalle in denen in dieser Analyse Datenpunkte gefunden werden konnten, werden diese Datenpunkte multipliziert mit der Breite des Transversalmassenintervalls addiert. In von der Analyse nicht abgedeckten Bereichen werden, wie in Formel 4.7 gezeigt, die exponentiellen Fitfunktionen integriert:

$$\frac{dN_{K^0_S}}{dy} = \int_{m_0}^{\infty} \frac{d^2 N_{K^0_S}}{dm_t dy} dm_t \approx C \cdot \int_{m_0}^{\infty} m_t^2 \cdot e^{-\frac{m_t}{T}} dm_t \quad (4.7)$$

Um letztendlich die Produktionsrate von  $K^0_S$  Mesonen zu bestimmen, werden die differentiellen Zählraten der  $K^0_S$  Mesonen durch die Gesamtanzahl an Ereignissen, die in der Rekonstruktion verwendet werden, dividiert.

Abbildung 4.7a zeigt die sich aus dieser Methode ergebenden differentiellen Produktionsraten von  $K^0_S$  Mesonen in Abhängigkeit von der Rapidität im Schwerpunktsystem. Diese ist gegenüber der Rapidität im Laborsystem um die mittlere Rapidität von 0,74 verschoben, sodass die mittlere Rapidität im Schwerpunktsystem 0 beträgt. Die roten Datenpunkte beschreiben diese Analyse und die Blauen die Ergebnisse aus [Sch17]. Die geschlossenen Datenpunkte zeigen die direkten Ergebnisse der Integration. Da das untersuchte Kollisionssystem Au+Au symmetrisch ist, müssen auch die die Produktionsraten symmetrisch um die mittlere Rapidität liegen. Um zu überprüfen, ob sich dies in den Datenpunkten widerspiegelt, zeigen die offenen Datenpunkte die an der mittleren Rapidität gespiegelten Werte. Es zeigt sich, dass die Verteilung der Produktionsraten von einer Normalverteilung beschrieben werden können. Die an die Datenpunkte angepassten Normalverteilungen werden in der Abbildung durch die Kurven gezeigt. Der Mittelwert wird dabei auf 0 fixiert, da aufgrund der Symmetrie des Kollisionssystems von einer symmetrischen Verteilung um die mittlere Rapidität auszugehen ist.

Beim Vergleich der gespiegelten Datenpunkte mit den ursprünglichen zeigt sich, dass die Datenpunkte im Rahmen ihrer statistischen Fehler symmetrisch zur mittleren Rapidität liegen. Weiter zeigt sich ein hoher Grad an Übereinstimmung zwischen den Datenpunkten und der angepassten Normalverteilung, sowie zwischen den Datenpunkten dieser Analyse und den Daten aus [Sch17] an den meisten Punkten mit Abweichungen im Bereich von unter 5%. Die systematischen Unsicherheiten dieser Analyse lassen sich somit aus der Differenz zu den Daten aus [Sch17] abschätzen und sind entsprechend eingezeichnet. Durch Integration der angepassten Normalverteilung von  $-\infty$  bis  $\infty$  lässt sich die gesamte Produktionsrate von  $K^0_S$  Mesonen unabhängig von Rapidität und Transversalmasse bestimmen. Der systematische Fehler wird erneut aus der Differenz zu [Sch17] abgeschätzt.



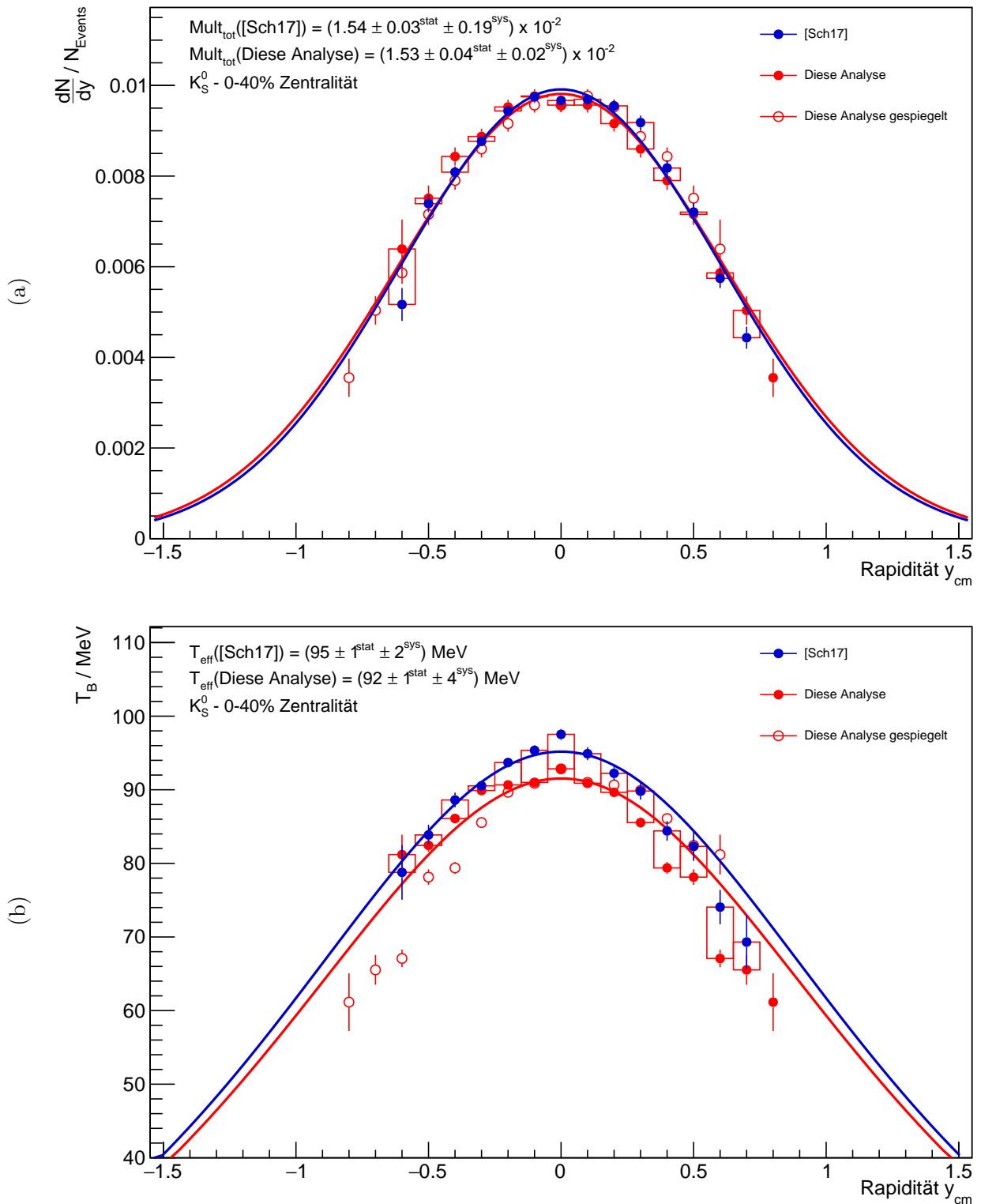


Abbildung 4.7.: Die differentielle Zählrate der  $K^0_S$  Mesonen in Abhängigkeit von der Rapidity mit angepasster Normalverteilung in 4.7a und *Boltzmann-Temperatur* in Abhängigkeit von der Rapidity mit mit inverser cosh-Fitfunktion in 4.7b, diese Analyse rot, Daten aus [Sch17] blau, offene Punkte stellen Spiegelung an mittlerer Rapidity dar. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an.

Mit den Datenpunkten dieser Analyse ergibt sich somit eine Produktionsrate von  $(1,53 \pm 0,04 \pm 0,02) \cdot 10^{-2}$   $K^0_S$  Mesonen pro Ereignis. Im Vergleich mit der gemessenen Produktionsrate aus [Sch17] von  $(1,54 \pm 0,03 \pm 0,19) \cdot 10^{-2}$   $K^0_S$  Mesonen pro Ereignis zeigt sich eine sehr gute Übereinstimmung im Rahmen der statistischen Fehler. Das Ergebnis dieser Analyse bestätigt somit das Ergebnis aus [Sch17].

Weitere Informationen über die Produktion von  $K^0_S$  Mesonen lassen sich aus den Steigungen der Exponentialfunktionen in Abbildung 4.6a ableiten. Wie bereits zuvor erwähnt, lassen sich diese Steigungen in Analogie zu einer Boltzmann-Verteilung als Temperaturen auffassen. Abbildung 4.7b zeigt ihren Wert bei verschiedenen Rapiditäten im Schwerpunktsystem. Auch in diesem Plot zeigen die roten Datenpunkte die Ergebnisse dieser Analyse und die blauen die aus [Sch17]. Aufgrund der Symmetrie des Kollisionssystems ist auch bei den *Boltzmann-Temperaturen* eine symmetrische Verteilung um die mittlere Rapidität zu erwarten. Die offenen Datenpunkte zeigen wie bereits zuvor die an der mittleren Rapidität gespiegelten Punkte.

Es zeigt sich, dass der Verlauf der *Boltzmann-Temperaturen* durch eine inverse cosinus hyperbolicus Funktion beschrieben werden kann (cf. Funktion 4.8):

$$T_B = \frac{T_{eff}}{\cosh(y)} \quad (4.8)$$

Diese Funktion wird an die Daten angepasst und ist in Abbildung 4.7b ebenfalls eingezeichnet. Ihr Parameter  $T_{eff}$  beschreibt die Temperatur der  $K^0_S$  Mesonen am kinetischen Ausfrierpunkt einer hypothetischen thermischen Quelle bei Schwerpunktsrapidität. In der Realität spielen allerdings die radiale Expansion der Quelle, sowie die Produktion durch sekundäre Zerfälle eine Rolle. Bei den  $K^0_S$  Mesonen sind die zugehörigen bekannten sekundären Produktionskanäle allerdings vernachlässigbar selten. Anhand der effektiven Temperatur lassen sich somit Informationen über das Phasendiagramm der QCD 1.1 gewinnen.

Man kann gut erkennen, dass die Datenpunkte im Rahmen ihrer statistischen Fehler tatsächlich symmetrisch zur mittleren Rapidität liegen. Darüber hinaus lässt sich eine gute Übereinstimmung der Datenpunkte mit der Fitfunktion im Rahmen ihrer statistischen Fehler beobachten. Im Vergleich mit den Ergebnissen aus [Sch17] zeigt sich ein sehr ähnlicher Verlauf der *Boltzmann-Temperaturen* allerdings mit einer Verschiebung von circa 3 MeV, was einer Abweichung von circa 5% entspricht. Die Unterschiede zwischen beiden Analyse werden auch hier als systematischer Fehler dieser Analyse aufgefasst. Für die effektive Temperatur der Produktion der  $K^0_S$  Mesonen, deren systematischer Fehler ebenfalls aus der Differenz zu [Sch17] abgeleitet wird, ergibt sich somit ein Wert von  $(92 \pm 1 \pm 4)$  MeV. Im Vergleich mit dem Ergebnis aus [Sch17] von  $(95 \pm 1 \pm 2)$  MeV zeigt sich eine, leicht außerhalb der statistischen Fehler liegende, Abweichung.

#### 4.1.4. Zentralitätsabhängige Analyse

Eins der Ziele der Untersuchung von Schwerionenkollisionen besteht darin, Informationen über die Produktion von Teilchen während der Kollision zu gewinnen. Hierfür werden die Produktionsraten verschiedener Teilchen in Abhängigkeit des Systems aus dem sie stammen untersucht. Das generierte System hängt dabei von der Zentralität der Kollision (cf. Abschnitt 1.2.1) ab, da an zentralen Stößen mehr Nukleonen beteiligt sind als an peripheren Stößen. Dies führt zu einer höheren Anzahl möglicher Nukleon-Nukleon Stößen und aufgrund dessen zu möglicherweise höheren Temperaturen und baryonischen Dichten als in peripheren Ereignissen. Eine zentralitätsabhängige Analyse der Produktionsraten von  $K^0_S$  Mesonen liefert somit weitere Informationen über die Art ihrer Produktion.

Die Transversalmassen-, Rapiditäts- und *Boltzmann-Temperatur* Spektren der einzelnen Zentralitätsintervalle sind der Übersichtlichkeit halber im Anhang A.5 zu finden. Die Abweichungen zwischen den Ergebnissen dieser Analyse und den Ergebnissen aus [Sch17] liegen aufgrund der höheren statistischen Fehler bei bis zu 20%. Darüber hinaus zeigt sich erneut, dass die Verwendung des neuronalen Netzwerks in Kombination mit dem verbesserten Trackingalgorithmus eine erhebliche Verbesserung darstellt und die Erweiterung der Analyse auf bisher nicht abgedeckte Bereiche zulässt.

Abbildung 4.8a zeigt die Produktionsraten der  $K^0_S$  Mesonen und Abbildung 4.8b die *Boltzmann-Temperaturen* in Abhängigkeit der Rapidität im Schwerpunktsystem in den vier Zentralitätsklassen dargestellt durch unterschiedliche Farben. Die geschlossenen Punkte entsprechen den ermittelten Werten und die offenen Punkte den an der mittleren Rapidität gespiegelten Werten. Bei den Kurven handelt es sich um an die Datenpunkte angepasste Verteilungen, analog zur vorangegangenen Analyse. Die systematischen Unsicherheiten wurde aus der Differenz zu den Ergebnissen aus [Sch17] bestimmt. In beiden Fällen zeigt sich ein Anstieg zu zentraleren Ereignissen, welcher in Kapitel 5 näher untersucht wird.

Zusammengefasst hat sich bei der Analyse der  $K^0_S$  Mesonen gezeigt, dass der verbesserte Trackingalgorithmus in Kombination mit dem neuronalen Netzwerk die Zählrate der rekonstruierten  $K^0_S$  Mesonen um etwa 70% steigert. Dies spricht dafür, dass der verbesserte Trackingalgorithmus wie erwartet funktioniert und das neuronale Netzwerk die Unterscheidung zwischen Signal und Untergrund weiter verbessert. Der Nachteil des neuronalen Netzwerks liegt darin, dass bei seinem Training simulierte Zerfälle benötigt werden. Für den Fall, dass die Simulationen die realen  $K^0_S$  Zerfälle nicht hinreichend gut beschrieben, ergeben sich Probleme bei der Akzeptanz- und Effizienzkorrektur. In dieser Analyse hat sich allerdings kein solcher Effekt gezeigt, was darauf schließen lässt, dass die simulierten Zerfälle realen sehr nahe kommen.

Bei der differentiellen Analyse nach Rapidität, Transversalmasse und Zentralität hat sich gezeigt, dass die meisten Resultate aus [Sch17] reproduziert und die abgedeckten Bereiche sogar erweitert werden können. Die gefundenen Produktionsraten und effektiven Temperaturen der  $K^0_S$  Mesonen für die einzelnen Zentralitätsklassen und insgesamt werden in Tabelle 4.4 zusammengefasst und stehen im Einklang mit den vorherigen Ergebnissen.

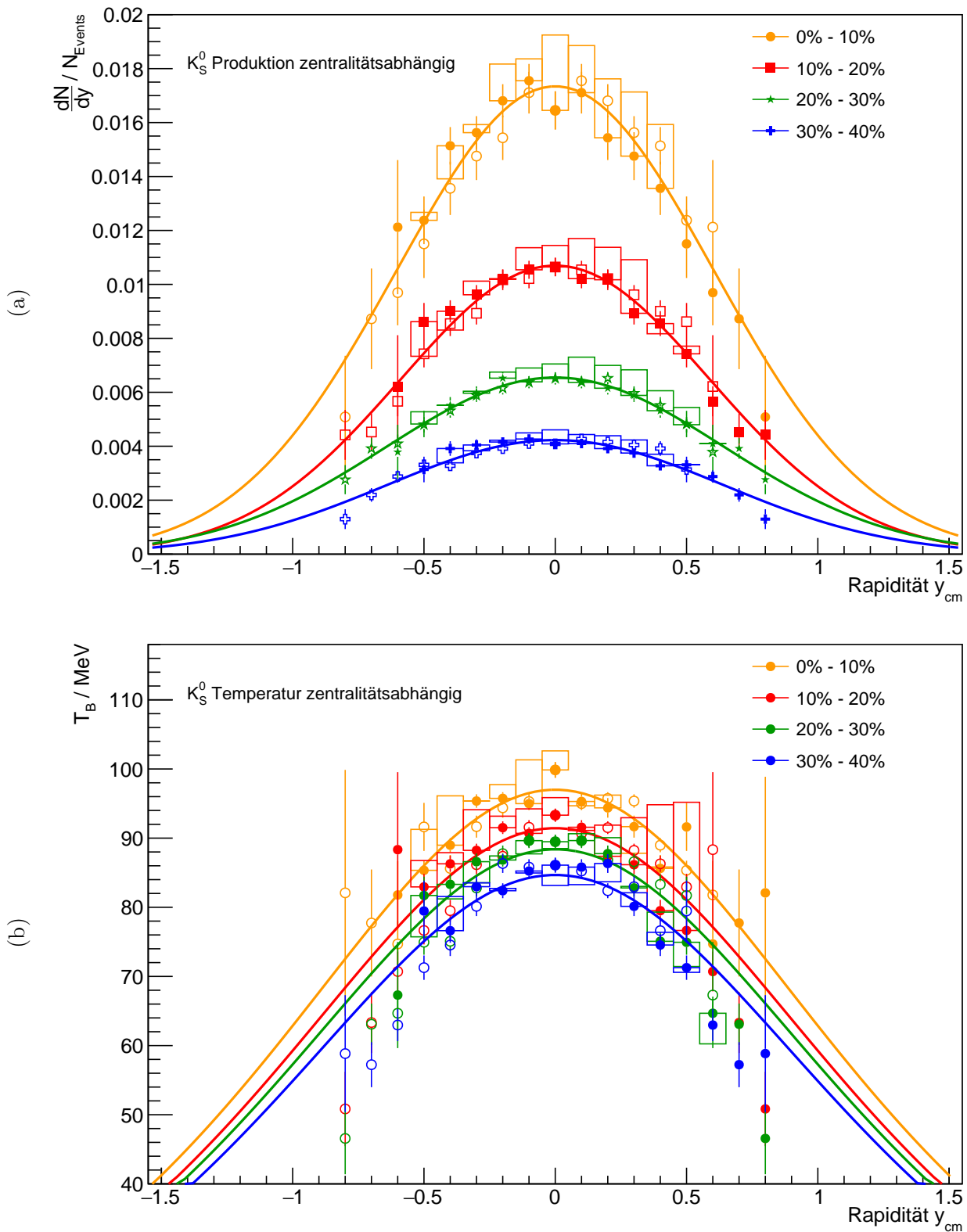


Abbildung 4.8.:  $K_S^0$  Rapiditysspektren in 4.8a und Temperaturspektren in 4.8b für je vier Zentralitätsklassen von 0% bis 40%. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an.

Zentralität	Produktionsrate / $10^{-2}$			Temperatur $T_B$ / MeV		
	Wert	$\Delta_{\text{stat}}$	$\Delta_{\text{sys}}$	Wert	$\Delta_{\text{stat}}$	$\Delta_{\text{sys}}$
0% - 40%	1,53	0,04	0,02	92	1	4
0% - 10%	2,61	0,14	0,05	97	1	3
10% - 20%	1,57	0,07	0,06	91	1	5
20% - 30%	1,06	0,06	0,05	88	1	1
30% - 40%	0,68	0,04	0,04	85	1	1

Tabelle 4.4.: Zusammenfassung der Ergebnisse der Analyse der Produktion des  $K_S^0$  Mesons.

## 4.2. Rekonstruktion des $\Lambda^0$ Hyperons

Die Rekonstruktion des  $\Lambda^0$  Hyperons dient wie bereits die Rekonstruktion des  $K^0_S$  Mesons zum Einen dazu die Auswirkungen der Benutzung des neuronalen Netzwerks und der Verbesserung des Trackingalgorithmus für *Off-Vertex-Tracks* zu testen und zum anderen im Fall der erwarteten deutlichen Verbesserungen durch diese Analyse die gewonnenen Informationen bezüglich Produktionsraten und kinematischen Verteilungen zu erweitern. Der hauptsächliche Unterschied zur Rekonstruktion des  $K^0_S$  Mesons besteht darin, dass die mittlere Lebensdauer und somit die mittlere Flugstrecke des  $\Lambda^0$  Hyperons um den Faktor drei größer ist und sich somit auch die *Off-Vertex*-Topologie deutlich stärker ausprägt, während gleichzeitig der kombinatorische Untergrund aufgrund der hohen Zahl an Protonen, mehr Kombinatorik aufweist. Es ist zu erwarten, dass sich insgesamt die Verbesserungen durch das neuronale Netzwerk und den verbesserten Trackingalgorithmus noch verstärken. Wie bereits beim  $K^0_S$  Meson werden die Ergebnisse von T. Scheib [Sch17] mit den Ergebnissen dieser Analyse verglichen (cf. Abschnitt 1.3). Darüber hinaus kann durch den Vergleich mit den Verbesserungen beim  $K^0_S$  Meson die Abhängigkeit des neuronalen Netzwerks und des Trackingalgorithmus von der mittleren Flugstrecke und damit der Ausprägung der *Off-Vertex*-Topologie untersucht werden.

Bei der verwendeten Analyseverfahren wird nicht zwischen primären  $\Lambda^0$  Hyperonen, die direkt in der Kollisionszone entstehen, und sekundären  $\Lambda^0$  Hyperonen, die aus Zerfällen anderer Teilchen oder Resonanzen hervorgehen, unterschieden. Den größten Beitrag bilden hierbei die  $\Sigma^0$  Hyperonen, die fast ausschließlich in ein  $\Lambda^0$  Hyperon und ein Photon zerfallen. Ihre Ruhemasse liegt mit  $1192,64 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16] circa  $175 \text{ MeV}/c^2$  über der des  $\Lambda^0$  Hyperons. Eine weitere mögliche Quelle für sekundäre  $\Lambda^0$  Hyperonen sind  $\Xi^-$  Hyperonen deren Produktion in Abschnitt 4.3 untersucht wird. Aufgrund ihrer hohen Ruhemassen von  $1321,71 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16] und ihres doppelten Strangenessinhalts ist ihre Produktion allerdings stark unterdrückt, wodurch ihr Einfluss auf das  $\Lambda^0$  Signal vernachlässigt werden kann. Die in diesem Abschnitt als Produktions- und Zählraten von  $\Lambda^0$  Hyperonen bezeichneten Werte schließen stets auch Produktions- und Zählraten sekundärer  $\Lambda^0$  Hyperonen ein.

Die Rekonstruktions- und Analyseverfahren der  $\Lambda^0$  Hyperonen ähneln in vielen Punkten denen der  $K^0_S$  Mesonen. Aus diesem Grund werden Allgemeinheiten, die bereits in Abschnitt 4.1 beschrieben wurden, in diesem Abschnitt nicht wiederholt.

### 4.2.1. Training des neuronalen Netzwerks und Vorselektionskriterien

Das Training des neuronalen Netzwerks erfolgt auf dieselbe Weise wie beim  $K^0_S$ . Hierfür wird in dieselben 43 Millionen realen Ereignisse, die auch beim  $K^0_S$  eingesetzt werden, je ein  $\Lambda^0$  Hyperon unter Annahme einer thermischen Impulsverteilung mit einer Temperatur von  $100 \text{ MeV}$  integriert und daraus die Topologieparameter des Signalbeispiels berechnet. Die Topologieparameter des kombinatorischen Untergrunds werden ebenfalls wie beim  $K^0_S$  Meson mit der in Abschnitt 3.7 beschriebenen *Mixed-Event*-Methode bestimmt.

Abbildung 4.9a zeigt die Verteilungen der Topologieparameter <sup>1-6</sup>, anhand derer das neuronale Netzwerk trainiert wird (Definition der Topologieparameter in Abschnitt 3.8). Die simulierten Signalverteilungen werden in grün und die berechneten Untergrundverteilungen in rot dargestellt. In Analogie zu den Parametern des  $K_S^0$  lässt sich erkennen, dass die Parameter <sup>1,2,4</sup> für Signal zu größeren Werten tendieren. Anders als beim  $K_S^0$  stimmen allerdings die Signal- und Untergrundverteilungen der Parameter <sup>3,5</sup> nahezu überein. Beim Parameter <sup>6</sup> hingegen weist der Untergrund eine breitere Verteilung mit ähnlichem Mittelwert wie die Signalverteilung auf.

Auch bei der Rekonstruktion des  $\Lambda^0$  Hyperons ist die bereits in Abschnitt 3.9 erwähnte Vorselektion anhand der Topologieparameter vor dem Training des neuronalen Netzwerks erforderlich. Sie werden offener als die finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] gewählt um dem neuronalen Netzwerk Raum für Verbesserungen gegenüber den harten Selektionskriterien zu bieten. In Tabelle 4.5 werden die finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und die verwendeten Kriterien der Vorselektion gegenüber gestellt.

Topologieparameter	T. Scheib [Sch17]	Vorselektionskriterien
VerDistP	> 8 mm	> 5 mm
VerDistPiMLam	> 24 mm	> 15 mm
VerDistLam	< 5 mm	< 12 mm
VerDistXGes	> 65 mm	> 50 mm
MinTrackDistLam	< 6 mm	< 10 mm
AlphaLam	> 15 °	> 15 °

Tabelle 4.5.: Zusammenfassung der finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und der verwendeten Kriterien der Vorselektion.

Da die Topologieparameter <sup>1-7</sup> des  $\Lambda^0$  Hyperons stark miteinander korreliert sind, zeigt Abbildung 4.9b ihre Verteilungen nach der Vorselektion. Ihre Kriterien sind hierbei durch schwarze senkrechte Linien markiert. Im Vergleich mit den Verteilungen ohne Vorselektion aus Abbildung 4.9a sieht man sehr deutlich, dass in Analogie zu den  $K_S^0$  Parametern die Unterscheidungsstärke zwischen Signal und Untergrund für die Parameter <sup>1,2,4</sup> nahezu gleich bleibt, während sie für die Parameter <sup>3,5,6</sup> erheblich zunimmt. Dies unterstützt die These, dass die Vorselektion notwendig ist um dem neuronalen Netzwerk die Unterscheidung von Signal und Untergrund zu ermöglichen.

<sup>1</sup>VerDistP <sup>2</sup>VerDistPiMLam <sup>3</sup>VerDistLam <sup>4</sup>VerDistXGes <sup>5</sup>MinTrackDistLam <sup>6</sup>pLam <sup>7</sup>AlphaLam

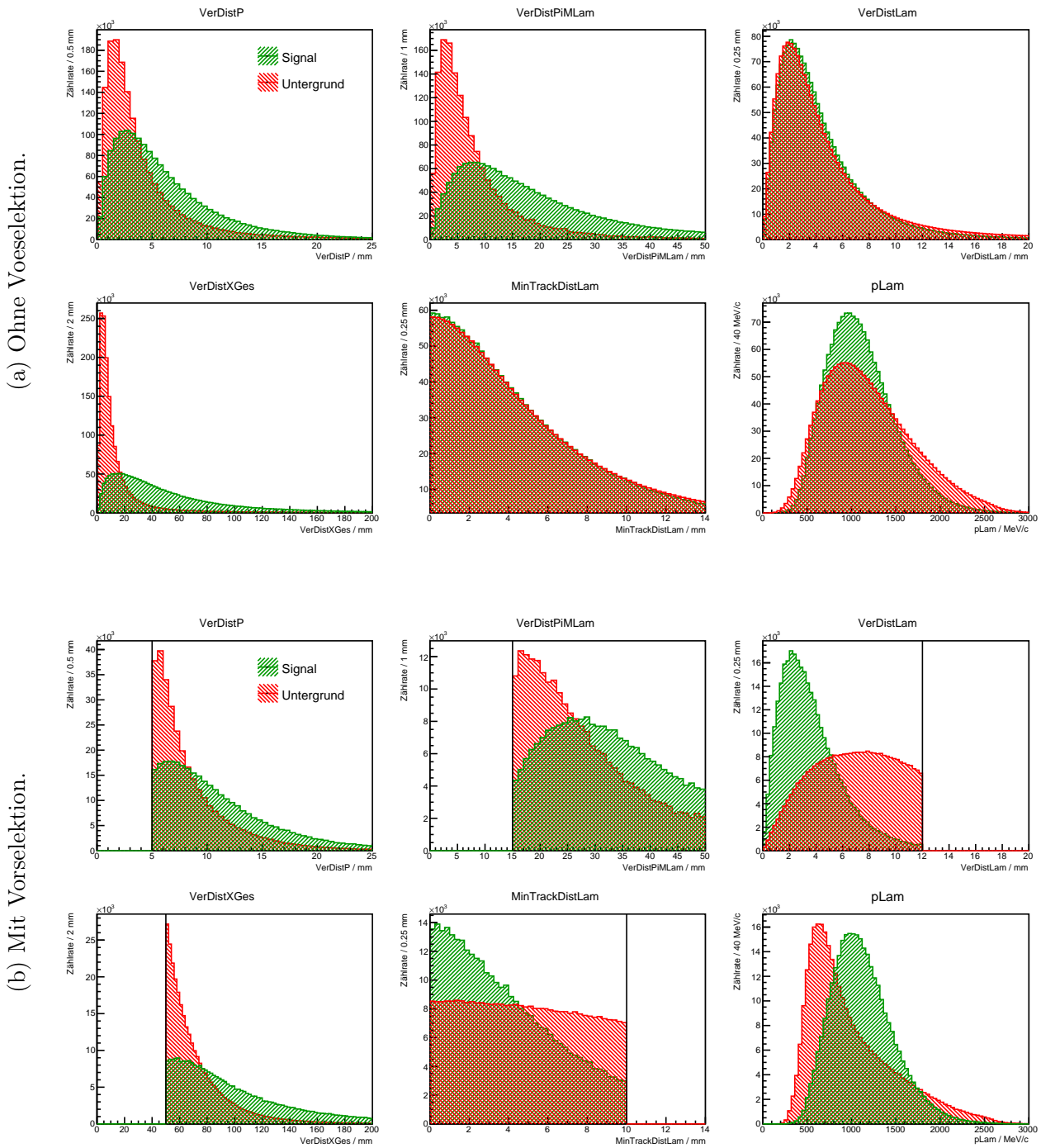


Abbildung 4.9.: Topologieparameterverteilungen von  $\Lambda^0$  Hyperonen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün) und kombinatorischer Untergrund (rot) - vor (4.9a) und nach (4.9b) Anwendung der Vorselektionskriterien (schwarze Linien).



Insgesamt wird das neuronale Netzwerk mit circa 342.000 simulierten  $\Lambda^0$  Hyperonen und ebenso vielen Untergrundkombinationen trainiert. Um wie bereits beim  $K^0_S$  Meson zu überprüfen, dass die MVA-Antwort wie zu erwarten für simulierte Signale nahe 100% und für kombinatorischen Untergrund nahe 0% liegt, zeigt Abbildung 4.10 ihre Verteilungen für die beim Training verwendeten Signal- und Untergrundbeispiele. Auch hier ist die Signalverteilung grün und die Untergrundverteilung rot dargestellt. Darüber hinaus ist die Verteilung der MVA-Antwort in Daten in blau eingezeichnet deren Integral auf das der anderen Verteilungen normiert wurde.

Es zeigt sich deutlich, dass die Signalbeispiele in den allermeisten Fällen eine Antwort nahe 100% erzeugen. Zu niedrigeren Antworten fällt ihre Anzahl ab. Gleichzeitig weisen die meisten Untergrundbeispiele eine Antwort nahe 0% auf. Bei ihnen fällt ihre Anzahl zu hohen Antworten ab. Im Vergleich mit den Verteilungen der  $K^0_S$  Mesonen fällt auf, dass die Streuung um die Werte 0% und 100% bei den  $\Lambda^0$  Hyperonen deutlich größer ist. Die zeigt dass sich die Charakteristika der  $\Lambda^0$  Topologie nicht so gut wie die der  $K^0_S$  Topologie erkannt werden. Des Weiteren zeigt sich noch deutlicher, dass auch Werte unter 0% oder über 100% auftreten können. Trotz all dem ist sehr deutlich erkennbar, dass auch beim  $\Lambda^0$  Hyperon Signalparameter hohe und Untergrundparameter niedrige Antworten erzeugen, wodurch die Forderung eines Minimalwerts die Trennung von Signal und Untergrund verbessert.

Wie beim  $K^0_S$  ähnelt die Verteilung aus Daten extrem stark der Untergrundverteilung was auch hier darauf zurückzuführen ist, dass die verwendeten Vorselektionskriterien den Untergrund nicht ausreichend stark unterdrücken um ein deutliches Signal zu erkennen. Noch deutlicher als beim  $K^0_S$  zeigt sich bei genauer Betrachtung dass die Datenverteilung bei Werten um die 100% über der Untergrundverteilung liegt. Dies zeigt dass die Daten einen deutlichen Anteil an Signalen enthalten, die sich über das neuronale Netzwerk identifizieren lassen.

Im folgenden Abschnitt 4.2.2 wird das neuronale Netzwerk zur Rekonstruktion der  $\Lambda^0$  Hyperonen eingesetzt.

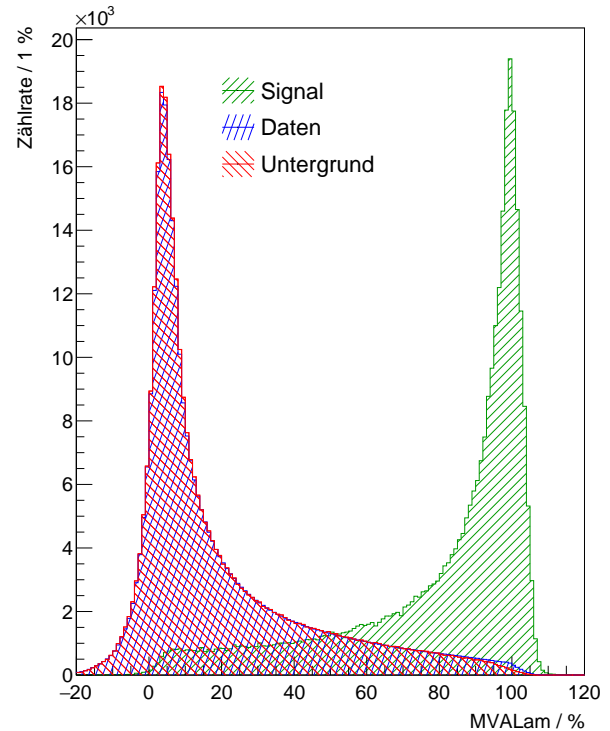


Abbildung 4.10.: Verteilungen der MVA Antwort von  $\Lambda^0$  Hyperonen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün), Daten (blau) und kombinatorischer Untergrund (rot).

### 4.2.2. $\Lambda^0$ Massenspektren

Zur Rekonstruktion der  $\Lambda^0$  Hyperonen werden zunächst alle Spuren, die die PID Bedingungen von negativ geladenen Pionen oder von Protonen (cf. Abschnitt 3.4) erfüllen, identifiziert. Ihre Ruhemassen werden aufgrund des Flugzeitproblems von *Off-Vertex-Tracks*, welches in Abschnitt 3.4 beschrieben wird, und zum Ausgleich von Energieverlusten auf ihre Literaturwerte festgesetzt. Diese betragen  $139,57 \text{ MeV}/c^2$  für Pionen und  $938,27 \text{ MeV}/c^2$  für Protonen [Pat16].

Nun werden alle Kombinationen aus p- und  $\pi^-$ -Kandidaten gebildet und die Topologieparameter des Zerfalls eines hypothetischen gemeinsamen Mutterteilchens berechnet. Mithilfe des neuronalen Netzwerks, dessen Training im vorherigen Abschnitt 4.2.1 vorgestellt wurde, wird aus diesen Parametern die MVA Antwort, MVALam, bestimmt, die als weiterer Parameter behandelt wird. Die invariante Masse des Mutterteilchens ergibt sich durch die in Abschnitt A.4 vorgestellte Methode und wird zusammen mit allen Parametern aufgezeichnet.

Hieraus lässt sich nun das invariante Massespektrum alle  $\Lambda^0$  Kandidaten bestimmen. Wie bereits beim  $K^0_S$  Meson setzt es sich aus dem kombinatorischen Untergrund und dem Signalpeak der  $\Lambda^0$  Hyperonen zusammen.

Der kombinatorische Untergrund wird über die *Mixed-Event*-Methode (cf. Abschnitt 3.7) bestimmt, indem Kombinationen von p- und  $\pi^-$ -Kandidaten aus unterschiedlichen Ereignisse derselben Klasse gebildet werden. Unter Anwendung der oben beschriebenen Methode für Kombinationen von Spuren aus demselben Ereignis ergibt sich das invariante Massenspektrum des unkorrelierten kombinatorischen Untergrunds. Da seine Kombinatorik stark erhöht ist, werden zur Skalierung des kombinatorischen Untergrunds erneut Integrale über die *Side-Bands* verwendet. Diese liegen bei der Rekonstruktion des  $\Lambda^0$  Hyperons von  $1080 \text{ MeV}/c^2$  bis  $1105 \text{ MeV}/c^2$  und von  $1125 \text{ MeV}/c^2$  bis  $1250 \text{ MeV}/c^2$  wobei der erste unterhalb und der zweite oberhalb des Signalpeaks liegt. Unter Annahme der Peakposition bei der Ruhemasse von  $\Lambda^0$  Hyperonen von  $1115,68 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16] und einer Standardabweichung des Peaks von circa  $2,5 \text{ MeV}/c^2$  liegen die *Side-Bands* außerhalb der  $4\sigma$ -Umgebung und enthalten somit unter Annahme einer Normalverteilung statistisch nur Bruchteile eines Prozents an Signal.

Nach der Skalierung des kombinatorischen Untergrunds kann dieser vom kombinierten Massenspektrum subtrahiert werden, wodurch idealerweise nur  $\Lambda^0$  Signal bestehen bleibt. Es wird wie beim  $K^0_S$  angenommen, dass der Peak in erster Näherung gaußförmig ist, wodurch sein Mittelwert  $\mu$  und seine Standardabweichung  $\sigma$  durch die Anpassung einer Normalverteilung an das Spektrum bestimmt werden können. Die Zählrate der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen wird durch Integration des Massenspektrums von  $\mu-2\sigma$  bis  $\mu+2\sigma$  ermittelt. Unter Annahme einer Gaußverteilung entspricht die so bestimmte Zählrate des Signals circa 95% der gesamten Zählrate. Die Berechnung des statistischen Fehlers erfolgt wie bei den  $K^0_S$  Mesonen unter Annahme eines statistischen Fehlers von  $\sqrt{N}$  für einen Zählwert N und gaußscher Fehlerfortpflanzung. Dies führt zu Formel 4.1, die für das  $\Lambda^0$  Signal verwendet wird.

Zur Optimierung der Selektionskriterien wird wie bei den  $K^0_S$  Mesonen unter Verwendung der Signifikanz (sig) des Signals, die nach Formel 4.2 definiert ist, auf Basis der verwen-

Topologieparameter	T. Scheib [Sch17]	Vorselektions- kriterien	finale Rekonstruktions- kriterien
VerDistP	> 8 mm	> 5 mm	> 6 mm
VerDistPiMLam	> 24 mm	> 15 mm	> 16 mm
VerDistLam	< 5 mm	< 12 mm	< 10 mm
VerDistXGes	> 65 mm	> 50 mm	> 54 mm
MinTrackDistLam	< 6 mm	< 10 mm	< 10 mm
MVALam	—	—	> 88 %

Tabelle 4.6.: Zusammenfassung der finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17], der verwendeten Kriterien der Vorselektion und der finalen Rekonstruktionskriterien dieser Analyse.

deten Vorselektionskriterien aus Abschnitt 4.2.1 eine Maximierung vorgenommen. Dazu werden die Kriterien auf die Parameter <sup>1-5,8</sup> wie im Falle der  $K^0_S$  Mesonen, für eine maximale Signifikanz des Signals optimiert. Durch die Verwendung von stark unterschiedlichen Startwerten in der Optimierung kann wiederum ausgeschlossen werden, dass es sich bei dem gefundenen Maximum um ein lokales und kein globales handelt. Die so bestimmten finalen Rekonstruktionskriterien werden in Tabelle 4.6 mit den finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und den Kriterien der Vorselektion gegenüber gestellt.

Im Vergleich erkennt man, dass die finalen Bedingungen an die Topologieparameter wie bereits beim  $K^0_S$  stärker als die Kriterien der Vorselektion, aber schwächer als die finalen Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] sind. Die Bedingung an den MVA Parameter ist mit 88% nur geringfügig schwächer als bei den  $K^0_S$  Mesonen, was dafür spricht, dass das neuronale Netzwerk auch bei  $\Lambda^0$  Hyperonen ausgezeichnet zwischen Signal und kombinatorischem Untergrund unterscheiden kann.

Mit diesen finalen Rekonstruktionskriterien ergeben sich die Massespektren in Abbildung 4.11. Das Spektrum bestehend aus Signal und Untergrund ist in grün und das reinen Untergrunds in rot eingezeichnet. Außerdem werden die Zählrate des Signal S, das Signal zu Untergrundverhältnis S/B und die Signifikanz angegeben. Abbildung 4.11a zeigt die direkte Umgebung des  $\Lambda^0$  Peaks des invarianten Massenspektrums und Abbildung 4.11b zeigt die Differenz aus der Überlagerung von Signal und Untergrund und dem Untergrund. Die rot dargestellte Gaußkurve wird an den  $\Lambda^0$  Peak angepasst. Hieraus ergeben sich die Parameter  $\mu$  und  $\sigma$  welche zusätzlich angegeben sind.

<sup>1</sup>VerDistP <sup>2</sup>VerDistPiMLam <sup>3</sup>VerDistLam <sup>4</sup>VerDistXGes <sup>5</sup>MinTrackDistLam <sup>8</sup>MVALam

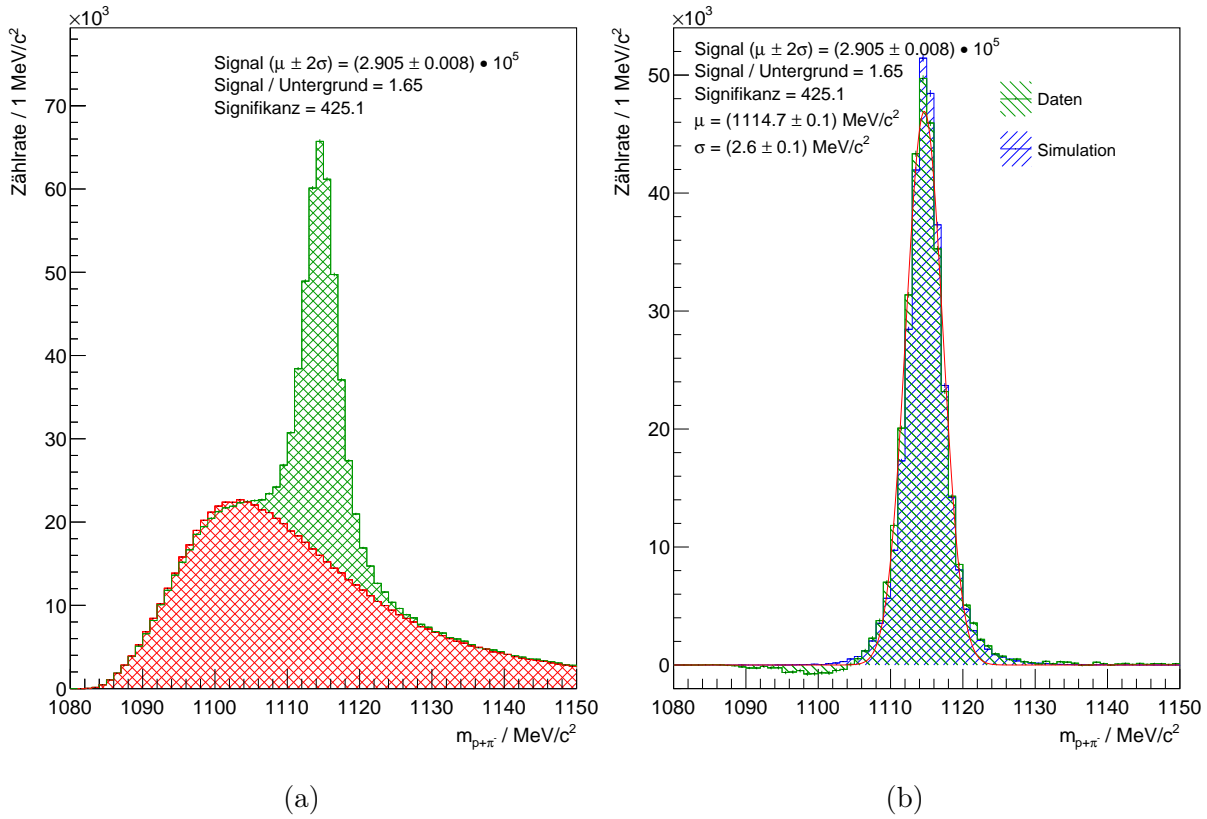


Abbildung 4.11.: Invariante Massenspektren von  $\Lambda^0$  Hyperonen unter Anwendung der finalen Rekonstruktionskriterien mit Untergrund (rot), Signal (grün) und Simulationen (blau), Überlagerung von Signal und Untergrund in 4.11a und Differenz in 4.11b.

Aus Abbildung 4.11a kann man erkennen, dass der kombinatorische Untergrund von der *Mixed-Event-Methode* (cf. Abschnitt 3.7) in der Umgebung des  $\Lambda^0$  Peaks im Rahmen der statistischen Fehler beschrieben wird. In der differentiellen Analyse (cf. Abschnitt 4.2.3) zeigt sich, dass dies auch für einzelne Phasenraumintervalle gilt. Somit kann, wie bereits bei den  $K_S^0$  Mesonen angenommen werden, dass der Untergrund auch direkt unter dem  $\Lambda^0$  Peak gut beschrieben wird.

Im Vergleich der  $\Lambda^0$  Verteilungen aus Daten und Simulationen in Abbildung 4.3b zeigt sich fast überall eine gute Übereinstimmung im Rahmen der statistischen Fehler. Die restlichen Abweichungen sind wie beim  $K_S^0$  durch, in den Simulationen nicht oder nur schlecht beschriebene, Effekte zu erklären. Da die Protonen durch diese Effekte weniger beeinflusst werden als die Pionen, ist ihr Einfluss bei den  $K_S^0$  Mesonen deutlich stärker als bei den  $\Lambda^0$  Hyperonen.

Tabelle 4.7 vergleicht die Ergebnisse dieser Analyse mit den Ergebnissen aus [Sch17] bei denen das Standardverfahren zur Rekonstruktion von *Off-Vertex-Zerfällen* verwendet wurde. Es zeigt sich, dass die optimierte Rekonstruktionsmethode erhebliche Verbesserungen bei der Rekonstruktion des  $\Lambda^0$  Hyperons ermöglicht. Die Anzahl an rekonstruierbaren  $\Lambda^0$  Hyperonen konnte mehr als vervierfacht werden, wobei das Signal zu Untergrund Verhältnis deutlich gestiegen ist und sich die Signifikanz des Peaks mehr als verdoppelt hat.

$\Lambda^0$ Peak Parameter	T. Scheib [Sch17]	Diese Analyse
$S \times 10^5$	$0,720 \pm 0,003$	$2,905 \pm 0,008$
S/B	1,0	1,7
Signifikanz	189	425
Mittelwert $\mu$	$(1114,7 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$	$(1114,7 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$
Standardabweichung $\sigma$	$(2,6 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$	$(2,6 \pm 0,1) \text{ MeV}/c^2$

Tabelle 4.7.: Vergleich der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Peaks aus [Sch17] und dieser Analyse.

Das erste und zweite Moment der rekonstruierten Massenverteilung bleibt hierbei auf eine Nachkommastelle gerundet identisch, wobei der das erste Moment nur geringfügig vom Literaturwert von  $1115,68 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16] abweicht.

Insgesamt zeigt sich, dass die Verwendung des neuronalen Netzwerks in Kombination mit dem verbesserten Trackingalgorithmus beim  $\Lambda^0$  Hyperon noch deutlich größere Verbesserungen als beim  $K^0_S$  Meson bietet. Die Ursache hierfür liegt in der längeren mittleren Lebensdauer des  $\Lambda^0$  Hyperons, die zum Einen dazu führt, dass die *Off-Vertex*-Topologie stärker ausgeprägt ist, was dem neuronalen Netzwerk zugute kommt und zum Anderen die Spuren mehr vom verbesserten Trackingalgorithmus profitieren, je größer ihre minimale Distanz zum primären Vertex ist. Aufgrund dieser signifikanten Verbesserungen wird in Abschnitt 4.2.3 die Produktion von  $\Lambda^0$  Hyperonen wie bereits in [Sch17] in Abhängigkeit von Rapidität und Transversalmasse untersucht. Hierbei ist zu erwarten, dass sich Lambdas über einen größeren Bereich des Phasenraums nachweisen lassen.

### 4.2.3. Differentielle Analyse nach Rapidität und Transversalmasse

Auch bei den  $\Lambda^0$  Hyperonen können mittels einer differentiellen Analyse die gesamte Zählrate der produzierten  $\Lambda^0$  Hyperonen sowie Informationen über ihre kinematischen Verteilungen ermittelt werden. Hierfür werden wie bereits zuvor die geometrische Akzeptanz des Detektors, seine Effizienz und die Effizienz der Rekonstruktionsmethode bestimmt und die rekonstruierten Signale damit korrigiert. Danach werden die von der Analyse abgedeckten Bereiche extrapoliert um auch die Produktion in nicht abgedeckten Bereichen abzuschätzen. Zum Schluss kann durch Integration über den gesamten Bereich und Division durch die Anzahl an verwendeten Ereignissen die mittlere Produktionsrate der  $\Lambda^0$  Hyperonen bestimmt werden.

Für die differentielle Analyse wird der gesamte Rapiditätsbereich (cf. Abschnitt A.2) in dem  $\Lambda^0$  Hyperonen rekonstruiert werden, in 13 Intervalle von 0,09 bis 1,39 mit einer Breite von 0,1 Rapiditätseinheiten (RE) unterteilt. Die Grenzen sind dabei analog zu den  $K^0_S$  Mesonen so gewählt, dass die mittlere Rapidität, bei der die höchsten Produktionsraten erwartet werden und die in den untersuchten Au+Au Kollisionen 0,74 RE beträgt, genau in der Mitte des siebten Intervalls liegt. Der gesamte Bereich der reduzierten Transversalmasse (cf. Abschnitt A.3) wird in 17 Intervalle von 0  $\text{MeV}/c^2$  bis 850  $\text{MeV}/c^2$  mit einer

Breite von  $50 \text{ MeV}/c^2$  unterteilt. Die Breiten und Positionen der Intervalle sind dabei genauso wie in [Sch17] gewählt um einen Vergleich zwischen beiden Analysen zu vereinfachen, wobei weitere Intervalle hinzugefügt werden um zu überprüfen ob sich mit dieser Analyse größere Bereiche abdecken lassen.

In diesen Intervallen werden nun unter Verwendung der finalen Rekonstruktionskriterien der  $\Lambda^0$  Hyperonen (cf. Tabelle 4.6) mit derselben Methode, die in Abschnitt 4.2.2 beschrieben wurde, die  $\Lambda^0$  Hyperonen rekonstruiert. Abbildung 4.12a zeigt die Verteilung der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen in Abhängigkeit von der Rapidity und der reduzierten Transversalmasse. Man erkennt, dass die meisten  $\Lambda^0$  Hyperonen bei einer Rapidity von circa 0,64 knapp unterhalb der mittleren Rapidity von 0,74 und bei niedrigen reduzierten Transversalmassen um die  $100 \text{ MeV}/c^2$  rekonstruiert werden. Im Umkreis um dieses Maximum fällt ihre Zählrate gleichmäßig ab. Abbildung 4.12b zeigt das Verhältnis von Signal zu Untergrund ebenfalls in Abhängigkeit von der Rapidity und der reduzierten Transversalmasse. Dieses Verhältnis weist mehrere Maxima im Bereich hoher reduzierter Transversalmassen um die  $700 \text{ MeV}/c^2$  auf, wobei allerdings beachtet werden muss, dass die statistischen Fehler in diesen Bereichen aufgrund der geringen Zählrate des rekonstruierten Signals (cf. Abbildung 4.12a) hoch sind. Bei niedrigen Transversalmassen ist das Signal zu Untergrund Verhältnis hingegen niedrig.

Bei der Berechnung der geometrischen Akzeptanz, sowie der Rekonstruktions- und Detektoreffizienz werden wie beim  $K^0_S$  Meson simulierte Teilchen (cf. Abschnitt 3.6) eingesetzt. Es werden dieselben realen Ereignisse, in die je ein  $\Lambda^0$  Hyperon unter Annahme einer thermischen Impulsverteilung mit einer Temperatur von  $100 \text{ MeV}$  integriert wurde, verwendet, die bereits beim Training des neuronalen Netzwerks (cf. Abschnitt 4.2.1) eingesetzt wurden. Hierbei wird dieselbe Methode wie bei den  $K^0_S$  Mesonen (cf. Abschnitt 4.1.3) angewandt.

Anhand der Zählrate der simulierten  $\Lambda^0$  Hyperonen ( $N_{LamSim}$ ), der Zählrate der  $\Lambda^0$  Hyperonen deren Tochterpartikeln in der Akzeptanz des Detektors liegen ( $N_{LamAcc}$ ) und der Zählrate der  $\Lambda^0$  Hyperonen, die die finalen Rekonstruktionskriterien erfüllen ( $N_{LamRec}$ ) lassen sich die Korrekturfaktoren für Akzeptanz  $a$  und Effizienz  $\epsilon$  nach Formeln 4.9 und 4.10 berechnen, wobei die, in Abschnitt 3.6 beschriebene, Gewichtung der einzelnen Zentralitätsklassen auf die Zählraten angewandt wird. Die Akzeptanz und Effizienz lassen sich ebenso wie beim  $K^0_S$  Meson aufteilen:

$$a = a_{geom} \cdot BR = \frac{N_{LamAcc}}{N_{LamSim}} \quad (4.9)$$

$$\epsilon = \epsilon_{det} \cdot \epsilon_{rec} = \epsilon_{det} \cdot \epsilon_{track} \cdot \epsilon_{PIDCuts} \cdot \epsilon_{LamCuts} = \frac{N_{LamRec}}{N_{LamAcc}} \quad (4.10)$$

Die Berechnung der Korrekturfaktoren für Akzeptanz und Effizienz erfolgt differentiell für die einzelnen Intervalle in Rapidity und reduzierter Transversalmasse. Abbildung 4.13a und Abbildung 4.13b zeigen die simulierten Akzeptanzen und Effizienzen für  $\Lambda^0$  Hyperonen in Abhängigkeit von Rapidity und reduzierter Transversalmasse. Man erkennt gut, dass die Akzeptanz im Bereich hoher reduzierter Transversalmassen um die  $800 \text{ MeV}/c^2$  und um die mittlere Rapidity von 0,74 mit Werten zwischen 30% und 40% ein Maximum

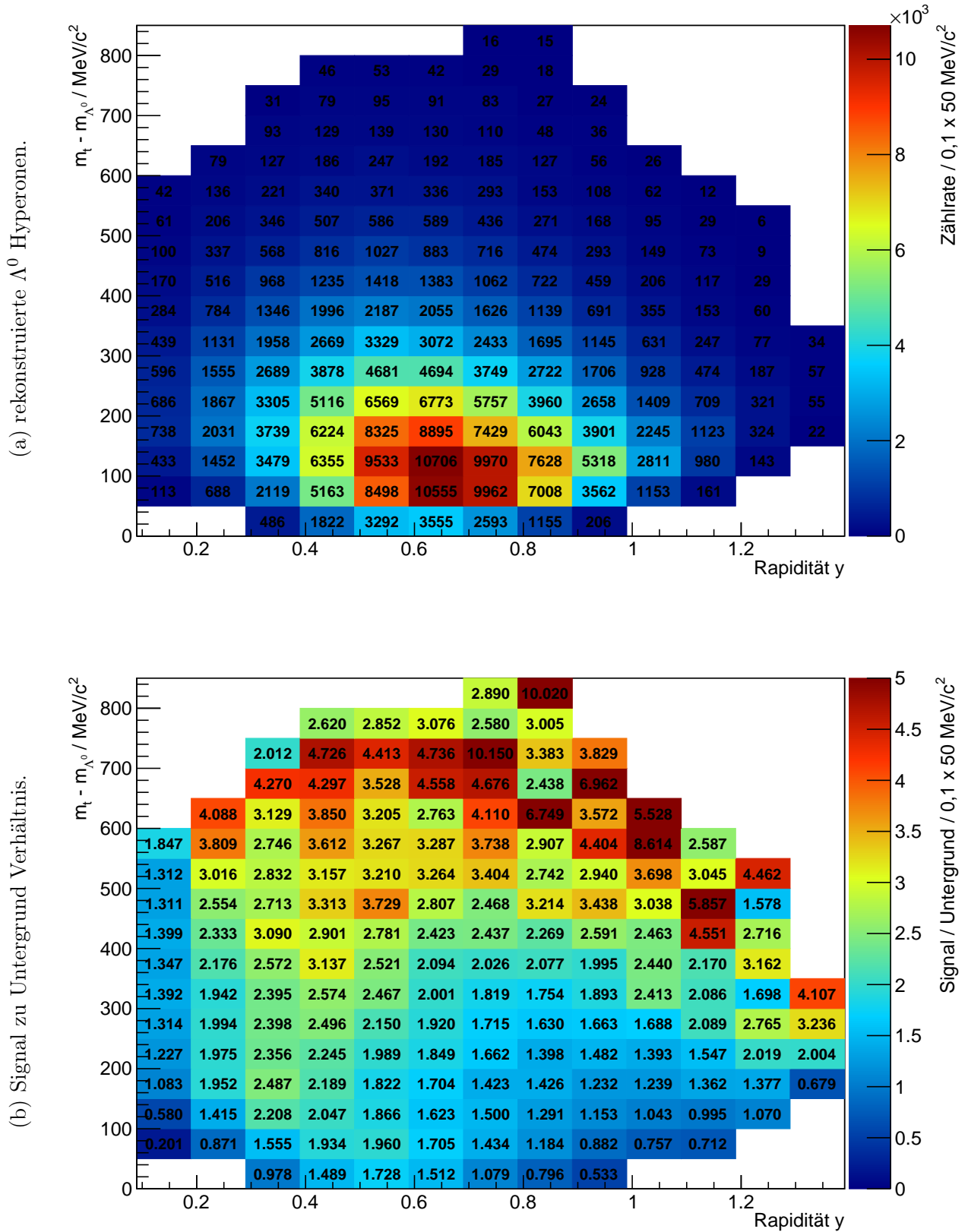


Abbildung 4.12.: Zählrate der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen (4.12a) und ihr Signal zu Untergrund Verhältnis (4.12b) in Abhängigkeit von Rapidity und reduzierter Transversalmasse.

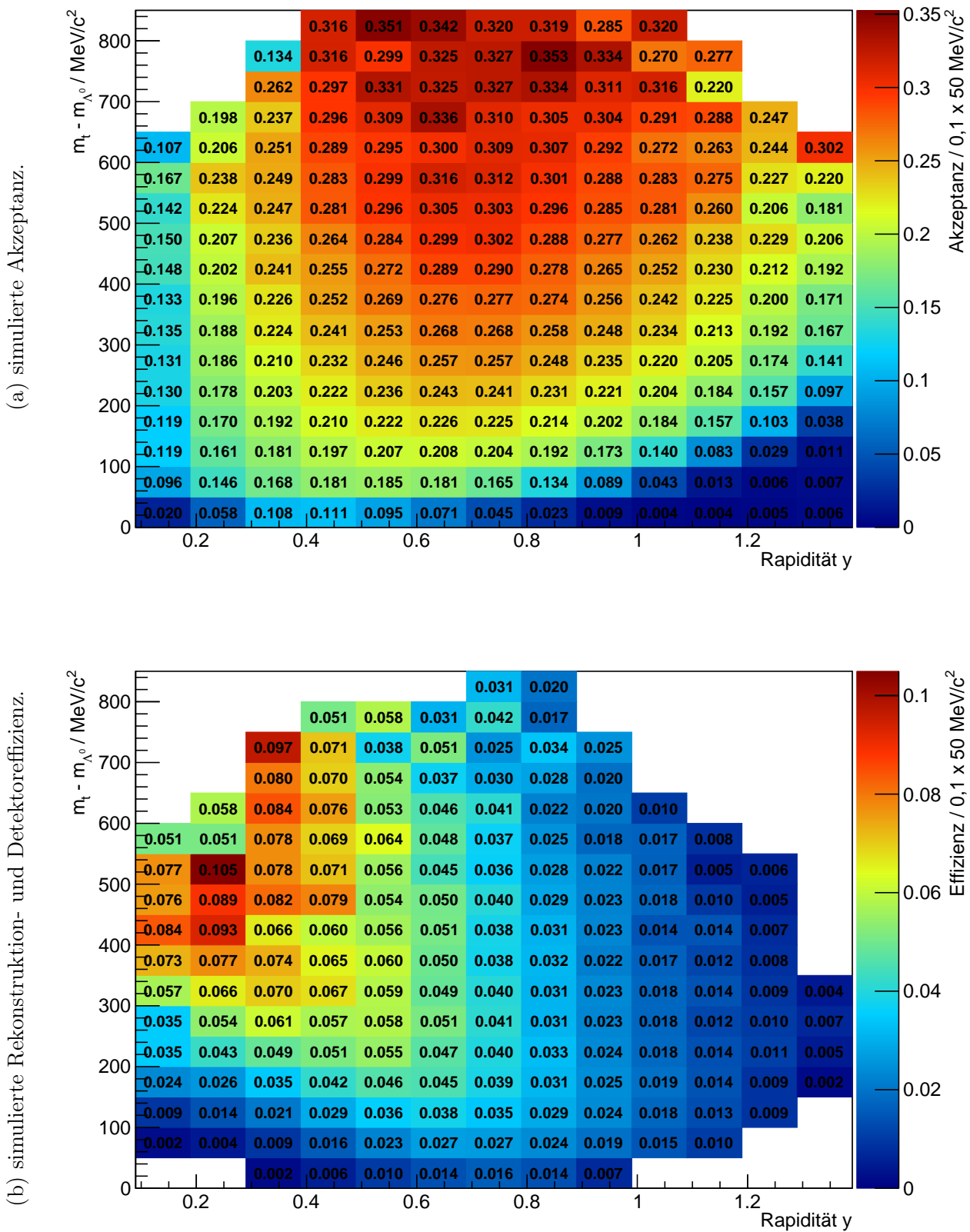


Abbildung 4.13.: Die simulierten Korrekturfaktoren für Akzeptanz (4.13a) und die Rekonstruktions- sowie Detektoreffizienz (4.13b) für die Rekonstruktion von  $\Lambda^0$  Hyperonen.



besitzt. Um dieses Maximum herum fällt die Akzeptanz gleichmäßig ab und erreicht bei sehr hohen und sehr niedrigen Rapiditäten nur Werte von wenigen Prozent. Die Effizienz erreicht ihr Maximum im Bereich von reduzierten Transversalmassen um die  $500 \text{ MeV}/c^2$  und bei niedrigen Rapiditäten um die 0,3. Dabei ist allerdings wie beim  $K^0_S$  Meson zu beachten, dass die statistischen Fehler in diesen Bereichen aufgrund der geringen Zählrate des rekonstruierten Signals (cf. Abbildung 4.12a) hoch sind.

Unter Verwendung der Korrekturfaktoren für Akzeptanz  $a$  und Effizienz  $\epsilon$  lässt sich nun mittels Formel 4.11 aus der Zählrate der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen  $N_{LamRec}$  ihre tatsächliche Zählrate  $N_{Lam}$  berechnen. Zur Bestimmung der differentiellen Zählrate der  $\Lambda^0$  Hyperonen pro Intervall in Rapidität und Transversalmasse  $\frac{d^2 N_{Lam}}{dm_t dy}$  wird die Zählrate noch durch die Intervallbreiten der Rapiditäts- und Transversalmassenintervalle dividiert:

$$N_{Lam} = \frac{N_{LamRec}}{a \cdot \epsilon} \quad (4.11)$$

Experimentell zeigt sich, dass die invarianten Ausbeuten an Teilchen in Abhängigkeit von der Transversalmasse wie bei den  $K^0_S$  Mesonen gut durch eine Exponentialfunktion multipliziert mit dem Quadrat der Transversalmasse beschrieben werden:

$$\frac{1}{\Delta y} \frac{dN_{Lam}}{dm_t} \approx m_t^2 \cdot C \cdot e\left(-\frac{m_t}{T}\right) \Rightarrow \frac{1}{m_t^2 \Delta y} \frac{dN_{Lam}}{dm_t} \approx C \cdot e\left(-\frac{m_t}{T_B}\right) \quad (4.12)$$

Abbildung 4.14a zeigt die differentiellen Zählraten der  $\Lambda^0$  Hyperonen für die verschiedenen Rapiditäts- und Transversalmassenintervalle, wobei die reduzierte Transversalmasse auf der x-Achse aufgetragen ist. Die verschiedenen Rapiditätsintervalle werden durch die unterschiedlichen Symbole dargestellt. Hierbei sind die einzelnen Intervalle der Übersichtlichkeit halber um Größenordnungen skaliert. Ausgefüllte Symbole stellen Rapiditätsintervalle unterhalb der mittleren Rapidität und offene Symbole sowie oberhalb der mittleren Rapidität dar. Die mittlere Rapidität von 0,74 liegt in der Mitte des durch das Symbol \* dargestellten Intervalls. Gleichzeitig werden die Ergebnisse dieser Arbeit, die in rot dargestellt sind, mit denen aus [Sch17], welche in blau dargestellt sind, verglichen. Wie bei den  $K^0_S$  Mesonen stellen die Geraden exponentielle Funktionen, die an die Datenpunkte angepasst werden, dar.

Man kann erkennen, dass sich die Ergebnisse aus [Sch17] von denen dieser Arbeit bei niedrigen Rapiditäten um bis zu 20% unterscheiden, während die Abweichungen um die mittlere Rapidität nur circa 5% betragen. Gleichzeitig lassen sich die insgesamt abgedeckten Bereiche aufgrund der mehr als vierfachen Zählrate der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen durch den verbesserten Trackingalgorithmus und die Verwendung des neuronalen Netzwerks auf einen großen vorher nicht abgedeckten Bereich oberhalb reduzierter Transversalmassen von  $600 \text{ MeV}/c^2$  und oberhalb einer Rapidität von 0,89 erweitern. Dies zeigt, dass die verbesserte Rekonstruktionsmethode tatsächlich dafür verwendet werden kann die bisherigen Ergebnisse zu reproduzieren und stark zu erweitern.

Wie bei den  $K^0_S$  Mesonen werden in Abbildung 4.14b die Verhältnisse zwischen den Datenpunkten und den exponentiellen Fitfunktionen in Abhängigkeit von der Rapidität aufgetragen. Die Werte der einzelnen Rapiditätsbins sind der Übersichtlichkeit halber um

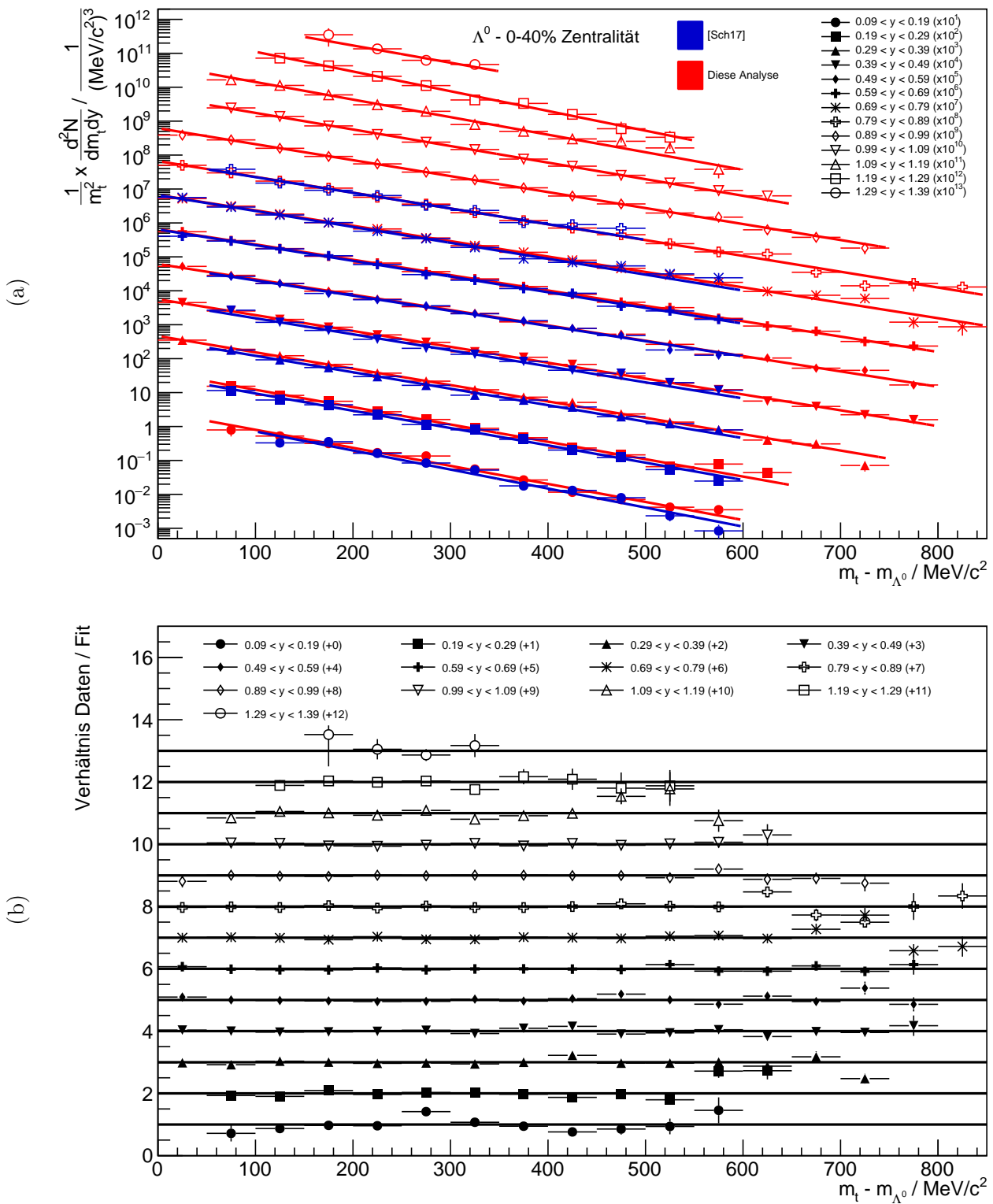


Abbildung 4.14.: Die differentielle Zählrate der  $\Lambda^0$  Hyperonen dividiert durch das Quadrat der Transversalmasse mit exponentiellen Fitfunktionen, diese Analyse rot, Daten aus [Sch17] blau in 4.14a, die einzelnen Rapiditätsintervalle sind der Übersichtlichkeit halber um Größenordnungen skaliert. 4.14b: Verhältnis zwischen Daten dieser Analyse und exponentiellen Fits.

ganzzahlige Werte erhöht. Die eingezeichneten Linien stellen hierbei jeweils ein Verhältnis von eins dar. Auch hier zeigt sich in einem überwiegenden Anteil aller Intervalle eine gute Übereinstimmung der exponentiellen Funktionen mit den Datenpunkten.

Die Berechnung der gesamten Zählrate der produzierten  $\Lambda^0$  Hyperonen erfolgt ebenfalls analog zu den  $K^0_S$  Mesonen über die Berechnung ihrer rapiditätsabhängigen Zählrate  $\frac{dN_{Lam}}{dy}$  unabhängig von der Transversalmasse. Hierzu wird die differentielle Zählrate der  $\Lambda^0$  Hyperonen in Abhängigkeit von Rapidität und Transversalmasse über die Transversalmasse integriert. Die untere Grenze stellt dabei die Ruhemasse  $m_0$  der  $\Lambda^0$  Hyperonen dar. Für Transversalmassenintervalle in denen in dieser Analyse Datenpunkte gefunden werden konnten, werden diese Datenpunkte multipliziert mit der Breite des Transversalmassenintervalls addiert. In von der Analyse nicht abgedeckten Bereichen werden, wie in Formel 4.13 gezeigt, die exponentiellen Fitfunktionen integriert:

$$\frac{dN_{Lam}}{dy} = \int_{m_0}^{\infty} \frac{d^2 N_{Lam}}{dm_t dy} dm_t \approx C \cdot \int_{m_0}^{\infty} m_t^2 \cdot e\left(-\frac{m_t}{T}\right) dm_t \quad (4.13)$$

Schlussendlich wird die Produktionsrate von  $\Lambda^0$  Hyperonen durch Division durch die Gesamtanzahl an in der Rekonstruktion verwendeten Ereignissen bestimmt.

Abbildung 4.15a zeigt die sich aus dieser Methode ergebenden differentiellen Produktionsraten von  $\Lambda^0$  Hyperonen in Abhängigkeit von der Rapidität im Schwerpunktsystem. Die roten Datenpunkte beschreiben wie bereits zuvor diese Analyse und die Blauen die Ergebnisse aus [Sch17]. Die geschlossenen Datenpunkte zeigen die direkten Ergebnisse der Integration. Um wie beim  $K^0_S$  Meson zu überprüfen, ob die Verteilung symmetrisch zur mittleren Rapidität ist, zeigen die offenen Datenpunkte die an der mittleren Rapidität gespiegelten Werte. Die Kurve stellt eine an die Datenpunkte angepasste Normalverteilung dar. Der Mittelwert wird dabei auf 0 fixiert, da aufgrund der Symmetrie des Kollisionssystems von einer symmetrischen Verteilung um die mittlere Rapidität auszugehen ist.

Beim Vergleich der gespiegelten Datenpunkte mit den ursprünglichen zeigt sich zunächst, dass die Datenpunkte im Rahmen ihrer statistischen Fehler symmetrisch zur mittleren Rapidität sind. Weiter zeigt sich ein hoher Grad an Übereinstimmung zwischen den Datenpunkten und der angepassten Normalverteilung. Die Ergebnisse aus [Sch17] liegen wie bereits die Transversalmassenspektren bis zu 20% unter denen dieser Analyse. Die systematischen Unsicherheiten dieser Analyse werden wie beim  $K^0_S$  Meson aus der Differenz zu den Daten aus [Sch17] abgeleitet. Durch Integration der angepassten Normalverteilung von  $-\infty$  bis  $\infty$  lässt sich nun die gesamte Produktionsrate von  $\Lambda^0$  Hyperonen unabhängig von Rapidität und Transversalmasse bestimmen, deren systematischer Fehler ebenfalls aus der Differenz zu den Ergebnissen aus [Sch17] bestimmt wird.

Mit den Datenpunkten dieser Analyse ergibt sich eine Produktionsrate von  $(4,75 \pm 0,10 \pm 0,78) \cdot 10^{-2}$   $\Lambda^0$  Hyperonen pro Ereignis. Im Vergleich mit der gemessenen Produktionsrate aus [Sch17] von  $(3,97 \pm 0,06 \pm 0,37) \cdot 10^{-2}$   $\Lambda^0$  Hyperonen pro Ereignis zeigt sich ein Unterschied außerhalb der statistischen Fehler. Aufgrund der ansonsten großen Übereinstimmung der Daten aus beiden Analysen sind diese Unterschiede auf den deutlich größeren abgedeckten Bereich in Rapidität und Transversalmasse

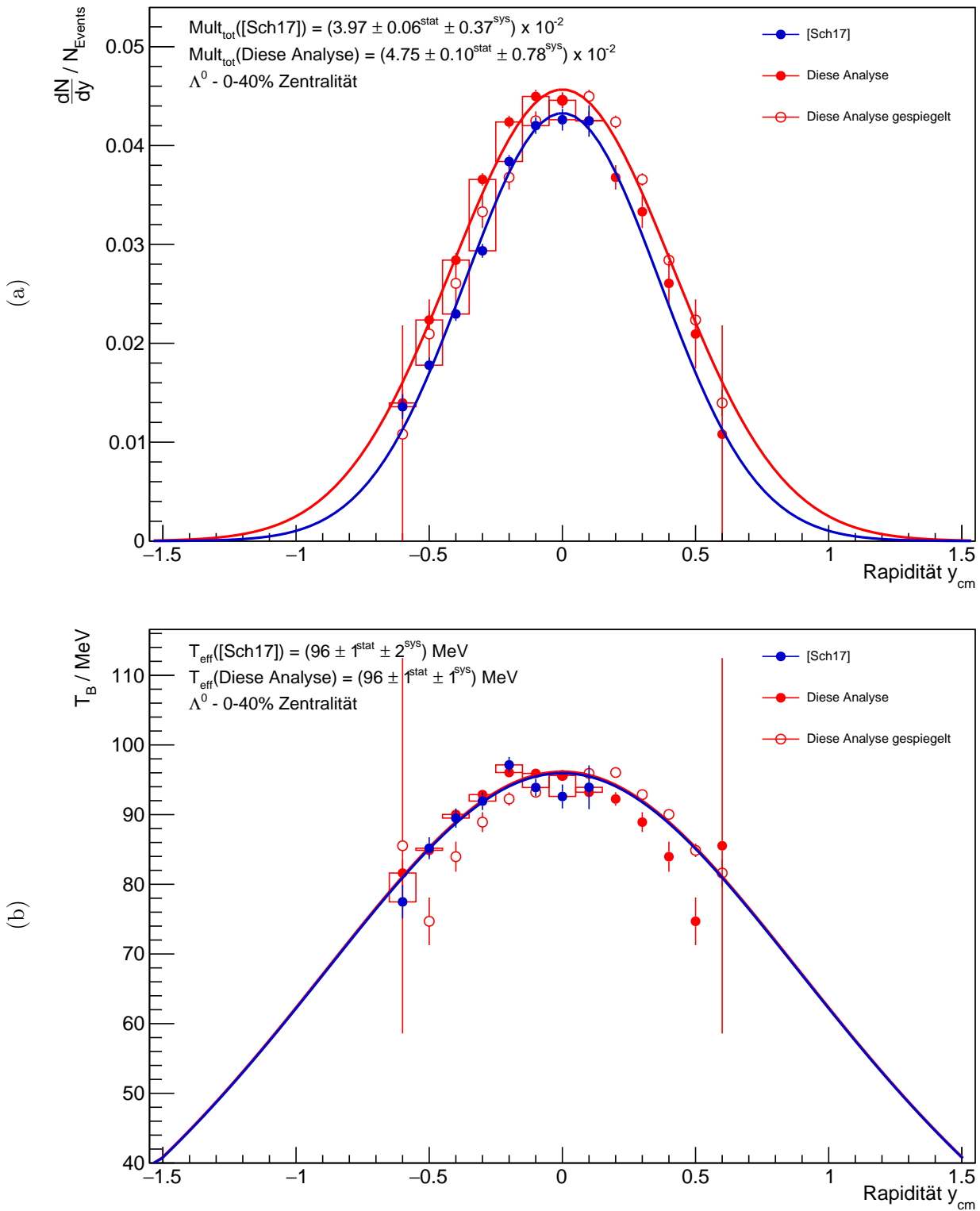


Abbildung 4.15.: Die differentielle Zählrate der  $\Lambda^0$  Hyperonen in Abhängigkeit von der Rapidity mit angepasster Normalverteilung in 4.15a und *Boltzmann-Temperatur* in Abhängigkeit von der Rapidity mit mit inverser cosh-Fitfunktion in 4.15b, diese Analyse rot, Daten aus [Sch17] blau, offene Punkte stellen Spiegelung an mittlerer Rapidity dar. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an.

zurückzuführen. Das Ergebnis kann daher dennoch als plausibel betrachtet werden.

Weitere Informationen über die Produktion von  $\Lambda^0$  Hyperonen lassen sich aus den Steigungen der Exponentialfunktionen in Abbildung 4.14a ableiten, die sich in Analogie zu einer Boltzmann-Verteilung als Temperaturen auffassen lassen. Abbildung 4.15b zeigt ihren Wert bei verschiedenen Rapiditäten im Schwerpunktsystem. Auch in diesem Plot zeigen die roten Datenpunkte die Ergebnisse dieser Analyse und die Blauen die aus [Sch17]. Die offenen Datenpunkte stellen auch hier die an der mittleren Rapidität gespiegelten Punkte dar.

Die ebenfalls in Abbildung 4.15b eingezeichnete Funktion beschreibt wie bei den  $K^0_S$  Mesonen eine an die Daten angepasste inverse cosinus hyperbolicus Funktion:

$$T_B = \frac{T_{eff}}{\cosh(y)} \quad (4.14)$$

Anhand ihres Parameters  $T_{eff}$  lassen sich wie bereits beim  $K^0_S$  Meson Informationen über das Phasendiagramm der QCD 1.1 gewinnen.

Man kann gut erkennen, dass die Datenpunkte im Rahmen ihrer statistischen Fehler tatsächlich symmetrisch zur mittleren Rapidität liegen. Darüber hinaus lässt sich eine sehr gute Übereinstimmung der Datenpunkte mit der Fitfunktion und der Datenpunkte dieser Analyse mit denen aus [Sch17] mit Abweichungen von nur wenigen Prozent feststellen. Auch hier werden die Differenzen zwischen beiden Analysen als systematische Fehler aufgefasst. Für die effektive Temperatur der Produktion der  $\Lambda^0$  Hyperonen ergibt sich somit ein Wert von  $(96 \pm 1 \pm 1)$  MeV. Im Vergleich mit dem Ergebnis aus [Sch17] von  $(96 \pm 1 \pm 2)$  MeV zeigt sich, dass die Ergebnisse auf ganze Werte gerundet identisch sind.

#### 4.2.4. Zentralitätsabhängige Analyse

Auch bei den  $\Lambda^0$  Hyperonen liefert eine differentielle Analyse ihrer Produktion bei verschiedenen Zentralitäten weitere Informationen über die physikalischen Hintergründe.

Die Transversalmassen-, Rapiditäts- und *Boltzmann-Temperatur* Spektren der einzelnen Zentralitätsintervalle sind der Übersichtlichkeit halber im Anhang A.6 zu finden. Die höheren statistischen Fehler führen auch hier zu größeren Abweichungen zwischen dieser Analyse und den Daten aus [Sch17], überschreiten aber selten 20%. Darüber hinaus zeigt sich, dass die Verwendung des neuronalen Netzwerks in Kombination mit dem verbesserten Trackingalgorithmus eine erheblich Verbesserung darstellt und die Erweiterung der Analyse auf weite bisher nicht abgedeckte Bereiche zulässt.

Abbildung 4.16a zeigt die Produktionsraten der  $\Lambda^0$  Hyperonen und Abbildung 4.16b die *Boltzmann-Temperaturen* in Abhängigkeit der Rapidität im Schwerpunktsystem in den vier Zentralitätsklassen dargestellt durch unterschiedliche Farben. Die geschlossenen Punkte entsprechen den ermittelten Werten und die offenen Punkte den an der mittleren Rapidität gespiegelten Werten. Bei den Kurven handelt es sich um an die Datenpunkte angepasste Verteilungen, analog zur vorangegangenen Analyse. Die systematischen Unsicherheiten wurde aus der Differenz zu den Ergebnissen aus [Sch17] bestimmt. In beiden

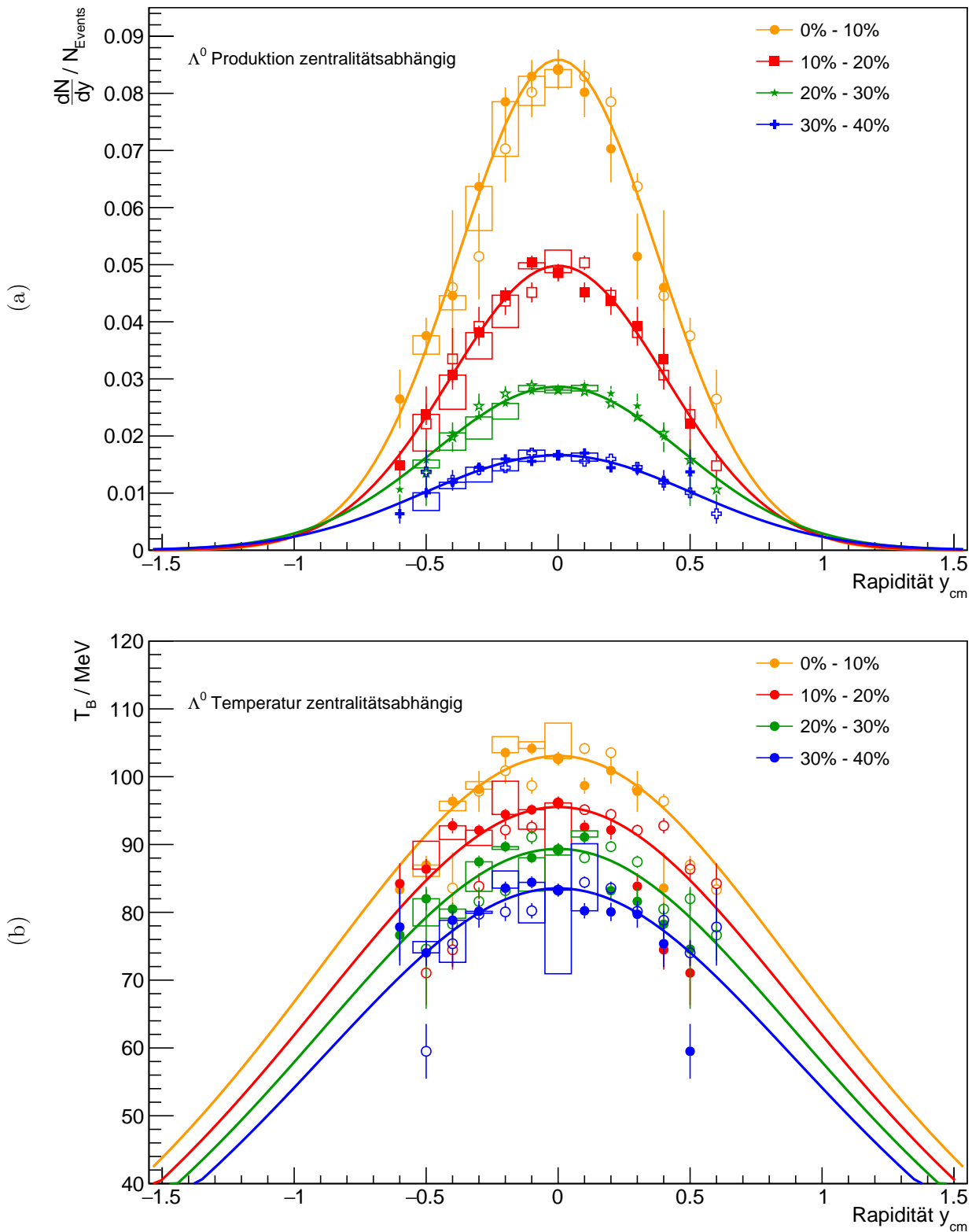


Abbildung 4.16.:  $\Lambda^0$  Rapiditysspektren in 4.16a und Temperaturspektren in 4.16b für je vier Zentralitätsklassen von 0% bis 40%. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an.

Fällen zeigt sich ein Anstieg zu zentraleren Ereignissen, welcher in Kapitel 5 näher untersucht wird.

Zentralität	Produktionsrate / $10^{-2}$			Temperatur $T_B$ / MeV		
	Wert	$\Delta_{\text{stat}}$	$\Delta_{\text{sys}}$	Wert	$\Delta_{\text{stat}}$	$\Delta_{\text{sys}}$
0% - 40%	4,75	0,10	0,78	96	1	1
0% - 10%	8,07	0,23	0,82	103	1	2
10% - 20%	5,07	0,15	0,91	96	1	2
20% - 30%	3,37	0,14	0,59	89	1	3
30% - 40%	2,11	0,13	0,50	84	1	4

Tabelle 4.8.: Zusammenfassung der Ergebnisse der Analyse der Produktion des  $\Lambda^0$  Hyperons.

Zusammengefasst hat sich bei der Analyse der  $\Lambda^0$  Hyperonen gezeigt, dass der verbesserte Trackingalgorithmus in Kombination mit dem neuronalen Netzwerk die Zählrate der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen mehr als vervierfacht. Hieraus folgt, dass der verbesserte Trackingalgorithmus wie erwartet funktioniert und das neuronale Netzwerk die Unterscheidung zwischen Signal und Untergrund weiter verbessert. Der Nachteil des neuronalen Netzwerks liegt wie bereits bei den  $K^0_S$  Mesonen darin, dass bei seinem Training simulierte Zerfälle benötigt werden. Für den Fall, dass die Simulationen die realen  $\Lambda^0$  Zerfälle nicht hinreichend gut beschrieben, ergeben sich leicht Probleme bei der Akzeptanz- und Effizienzkorrektur. In dieser Analyse hat sich allerdings kein solcher Effekt gezeigt, was darauf schließen lässt, dass die simulierten Zerfälle realen sehr nahe kommen.

Bei der differentiellen Analyse nach Rapidität, Transversalmasse und Zentralität hat sich gezeigt, dass einige Resultate aus [Sch17] reproduziert und die abgedeckten Bereiche stark erweitert werden können. Die gefundenen effektiven Temperaturen stehen im Einklang mit den vorherigen Ergebnissen während sich bei den Produktionsraten systematische Abweichungen zeigen. Die gefundenen Produktionsraten und effektiven Temperaturen der  $\Lambda^0$  Hyperonen für die einzelnen Zentralitätsklassen und insgesamt werden in Tabelle 4.8 zusammengefasst.

### 4.3. Rekonstruktion des $\Xi^-$ Hyperons

Die Rekonstruktion des  $\Xi^-$  Hyperons, das primäre Ziel dieser Arbeit, dient dazu Informationen über die Produktion von Teilchen bei Energien weit unterhalb ihrer elementaren Produktionsschwelle zu gewinnen. Wie bereits erwähnt, wurde die Rekonstruktion von T. Scheib in seiner Dissertation [Sch17] unter Verwendung harter Bedingungen an die Topologieparameter versucht. Es konnte jedoch kein eindeutiges Signal gefunden werden. Unter Verwendung des neuronalen Netzwerks sowie des verbesserten Trackingalgorithmus ist eine signifikante Erhöhung der Rekonstruktionseffizienz zu erwarten. Die Ergebnisse aus [Sch17] dienen dieser Analyse als Ausgangspunkt auf deren Basis die Rekonstruktion des  $\Xi^-$  Hyperons erneut versucht wird.

#### 4.3.1. Training der neuronalen Netzwerke und Vorselektionskriterien

Das  $\Xi^-$  Hyperon zerfällt hauptsächlich zu einem  $\pi^-$  Meson und einem  $\Lambda^0$  Hyperon, welche ebenfalls durch die schwache Wechselwirkung zerfallen. Der Zerfall des  $\Xi^-$  Hyperons weist daher eine doppelte schwache Zerfallstopologie auf, deren Rekonstruktion in diesem Abschnitt beschrieben wird. Zunächst werden im ersten Schritt die  $\Lambda^0$  Hyperonen rekonstruiert. Auf deren Basis können dann in einem zweiten Schritt die  $\Xi^-$  Hyperonen rekonstruiert werden. Aufgrund der zwei Zerfallstopologien werden zwei getrennte neuronale Netzwerke verwendet. Tests mit lediglich einem neuronalen Netzwerk, welches gleichzeitig auf die  $\Lambda^0$  sowie die  $\Xi^-$  Topologieparameter trainiert wird, weisen schlechtere Ergebnisse als zwei getrennte neuronale Netzwerke auf. Die Trainingsmethoden der zwei getrennten neuronalen Netzwerke werden im Folgenden vorgestellt und diskutiert.

##### 4.3.1.1. $\Lambda^0$ Hyperonen aus $\Xi^-$ Zerfällen

Zum Training des neuronalen Netzwerks zur Rekonstruktion von  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen wird dieselbe Methode wie für thermisch produzierte  $\Lambda^0$ , die in Abschnitt 4.2.1 beschrieben wird, verwendet. Der Unterschied besteht darin, dass in die realen 43 Millionen Ereignisse simulierte  $\Xi^-$  Hyperonen unter Annahme einer thermischen Impulsverteilung mit einer Temperatur von 100 MeV anstelle von thermisch produzierten  $\Lambda^0$  Hyperonen integriert werden. Die Topologieparameterverteilungen des Signalbeispiels werden somit anhand der simulierten Zerfälle von  $\Lambda^0$  Hyperonen, die aus simulierten  $\Xi^-$  Zerfällen hervorgehen, bestimmt. Die Untergrundverteilungen werden ebenfalls mittels der *Mixed-Event*-Methode (cf. Abschnitt 3.7) bestimmt und sind daher identisch mit denen der Rekonstruktion thermischer  $\Lambda^0$  Hyperonen.

Abbildung 4.17a zeigt die Verteilungen der Topologieparameter<sup>1-6</sup> für  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen, anhand derer das neuronale Netzwerk trainiert wird. (Definition der Topologieparameter in Abschnitt 3.8) Die simulierten Signalverteilungen werden wie bereits zuvor in grün und die berechneten Untergrundverteilungen in rot dargestellt. Im Vergleich mit Abbildung 4.9a, die dieselben Parameter für thermisch produzierte  $\Lambda^0$  Hyperonen

---

<sup>1</sup>VerDistP <sup>2</sup>VerDistPiMLam <sup>3</sup>VerDistLam <sup>4</sup>VerDistXGes <sup>5</sup>MinTrackDistLam <sup>6</sup>pLam



zeigt, erkennt man, dass die Signalverteilungen die Parameter <sup>1-4</sup> im Mittel höhere Werte aufweisen und daher auch eine höhere Unterscheidungskraft zwischen Signal und Untergrund besitzen. Dies erklärt sich durch die zusätzliche Flugstrecke des  $\Xi^-$  aufgrund derer der Zerfallsvertex des  $\Lambda^0$  im Mittel weiter vom primären Vertex entfernt liegt. Bei den Parametern <sup>5,6</sup> sind die Unterschiede zu thermisch produzierten  $\Lambda^0$  hingegen unwesentlich.

Wie bereits bei den thermischen  $\Lambda^0$  Hyperonen ist auch bei den  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen die bereits in Abschnitt 3.9 erwähnte Vorselektion anhand der Topologieparameter vor dem Training des neuronalen Netzwerks erforderlich. Es werden dieselben Werte wie bei der Rekonstruktion thermischer  $\Lambda^0$  Hyperonen verwendet. Tabelle 4.9 vergleicht diese Werte mit den von T. Scheib in seiner Dissertation [Sch17] abgeschätzten Rekonstruktionskriterien. Hierbei zeigt sich, dass die Vorselektionskriterien der Rekonstruktion thermischer  $\Lambda^0$  Hyperonen auch für  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen geeignet sind.

Topologieparameter	T. Scheib [Sch17]	Vorselektionskriterien
VerDistP	> 5 mm	> 5 mm
VerDistPiMLam	> 21 mm	> 15 mm
VerDistLam	< 6 mm	< 12 mm
VerDistXGes	> 55 mm	> 50 mm
MinTrackDistLam	< 6 mm	< 10 mm
AlphaLam	> 15 °	> 15 °

Tabelle 4.9.: Zusammenfassung der abgeschätzten Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und der verwendeten Kriterien der Vorselektion.

Aufgrund der starken Korrelationen unter den Parametern <sup>1-7</sup> beeinflusst die Vorselektion wie bereits zuvor die Verteilungen der einzelnen Parameter. Abbildung 4.17b zeigt daher erneut die Verteilungen der einzelnen Parameter nach der Vorselektion.

Im Vergleich mit den Parameterverteilungen thermischer  $\Lambda^0$  Hyperonen nach der Vorselektion in Abbildung 4.9b zeigt sich wie bereits ohne Vorselektion, dass die Parameter <sup>1-4</sup> aufgrund der zusätzlichen Flugstrecke des  $\Xi^-$  im Mittel größere Werte aufweisen. Bei den Parametern <sup>1,2,4</sup> erhöht sich hierdurch die Unterscheidungskraft zwischen Signal und Untergrund, während sie für Parameter <sup>3</sup> sinkt. Bei den Parametern <sup>5,6</sup> sind wie bereits ohne Vorselektion nur geringfügige Unterschiede zu den Verteilungen thermischer  $\Lambda^0$  Hyperonen zu beobachten.

Insgesamt wird das neuronale Netzwerk mit circa 367.000 simulierten  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen und ebenso vielen Untergrundkombinationen trainiert. Um wie bei den thermischen  $\Lambda^0$  Hyperonen zu überprüfen, dass die MVA-Antwort wie zu erwarten für

<sup>1</sup>VerDistP <sup>2</sup>VerDistPiMLam <sup>3</sup>VerDistLam <sup>4</sup>VerDistXGes <sup>5</sup>MinTrackDistLam <sup>6</sup>pLam <sup>7</sup>AlphaLam

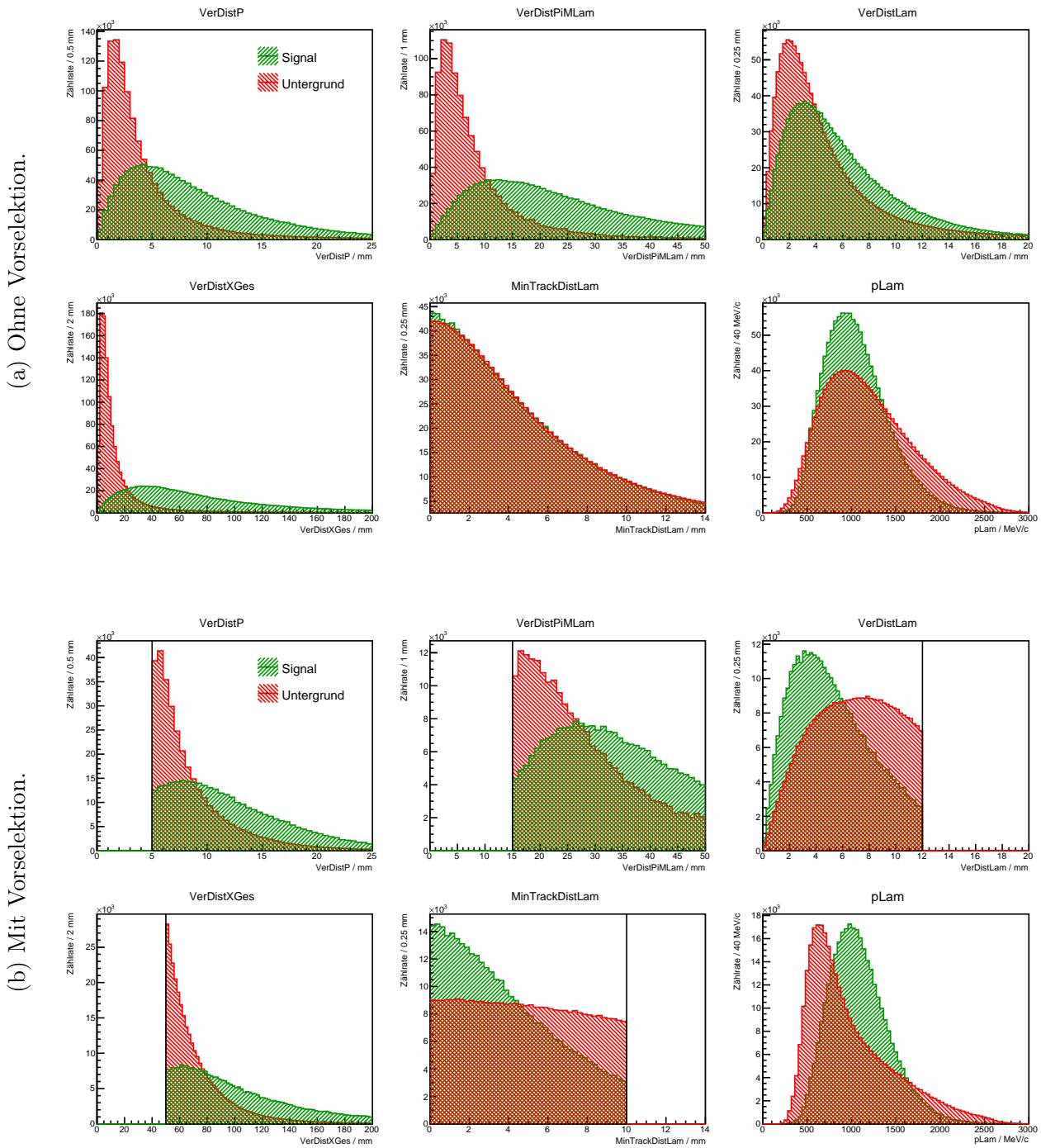


Abbildung 4.17.: Topologieparameterverteilungen von  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün) und kombinatorischen Untergrund (rot) - vor (4.17a) und nach (4.17b) Anwendung der Vorselektionskriterien (schwarze Linien).

simulierte Signale nahe 100% und für kombinatorischen Untergrund nahe 0% liegt, zeigt Abbildung 4.18 ihre Verteilungen für die beim Training verwendeten Signal- und Untergrundbeispiele. Die Signalverteilung ist erneut grün und die Untergrundverteilung rot dargestellt. Darüber hinaus ist die Verteilung der MVA-Antwort in Daten in blau eingezeichnet deren Integral auf das der anderen Verteilungen normiert wurde.

Im Vergleich mit den Verteilungen der thermischen  $\Lambda^0$  Hyperonen zeigt sich ein sehr ähnlicher Verlauf der Signalverteilung mit einem eindeutigen Maximum bei 100%. Die Untergrundverteilung weist hingegen ein Maximum bei circa 10% mit einer deutlich größeren Breite auf. Dies zeigt, dass dem neuronalen Netzwerk die Unterscheidung von Signal und Untergrund bei  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen nicht ganz so gut gelingt, wie bei thermischen  $\Lambda^0$  Hyperonen oder  $K_S^0$  Mesonen. Da die Flugstrecke des  $\Xi^-$  Hyperons eine unbekannte Größe bei der Rekonstruktion des  $\Lambda^0$  Hyperons ist und die Topologieparameter maßgeblich beeinflusst, kann dies für die Unterschiede zwischen thermischen und sekundären  $\Lambda^0$  Hyperonen verantwortlich sein. Dennoch zeigt sich eine sehr deutliche Trennung von Signal und Untergrund durch das neuronale Netzwerk, was erneut dafür spricht, dass das neuronale Netzwerk die Trennung von Signal und Untergrund erleichtert.

Vergleicht man die Verteilung aus Daten mit der Untergrundverteilung, beobachtet dass sich beide Verteilungen wie bei den thermischen  $\Lambda^0$  Hyperonen und den  $K_S^0$  Mesonen sehr gut decken, was erneut darauf zurückzuführen ist, dass die verwendeten Vorselektionskriterien den Untergrund nicht ausreichend stark unterdrücken um ein deutliches Signal zu erkennen. Ebenfalls zeigt sich bei genauer Betrachtung deutlich, dass die Datenverteilung bei Werten um die 100% über der Untergrundverteilung liegt. Dies zeigt, dass eindeutig Signale in den Daten enthalten sind, die sich über das neuronale Netzwerk identifizieren lassen. Es handelt sich hierbei allerdings hauptsächlich um primäre  $\Lambda^0$  Hyperonen, da diese über ihre Zerfallstopologie kaum von  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen unterschieden werden können.

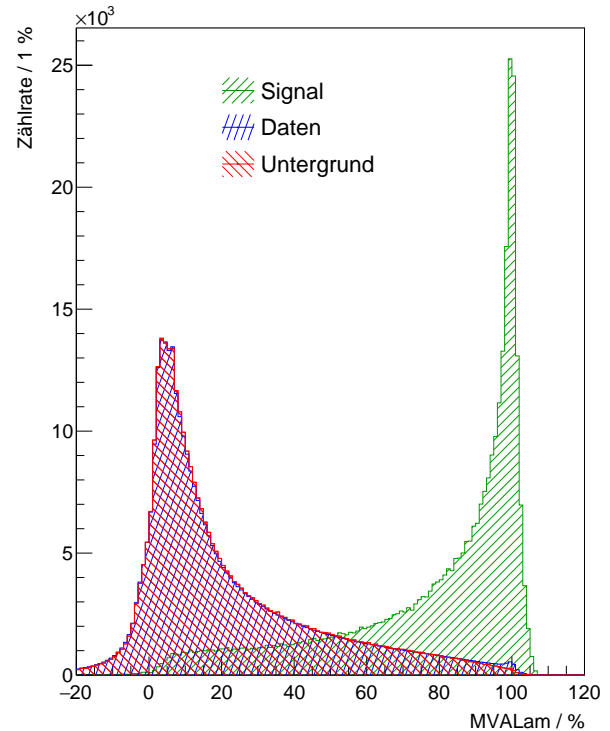


Abbildung 4.18.: Verteilungen der MVA Antwort von  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün), Daten (blau) und kombinatorischer Untergrund (rot).

### 4.3.1.2. $\Xi^-$ Hyperonen

Da  $\Xi^-$  Hyperonen zu einem  $\Lambda^0$  und einem  $\pi^-$  zerfallen, erfordert das Training des neuronalen Netzwerks zur Rekonstruktion von  $\Xi^-$  Hyperonen die Rekonstruktion von  $\Lambda^0$  Hyperonen. Hierzu werden die  $\Lambda^0$  Hyperonen unter Verwendung des Netzwerks zur Rekonstruktion von  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen, dessen Training in Unterabschnitt 4.3.1.1 vorgestellt wurde, in Kombination mit den  $\Lambda^0$  Vorselektionskriterien rekonstruiert.

Zusätzlich zu den Kriterien der Vorselektion wird gefordert, dass die MVA-Antwort des neuronalen Netzwerks zur Rekonstruktion der  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen (MVALam) mindestens 70% beträgt um den kombinatorischen Untergrund in der  $\Lambda^0$  Rekonstruktion drastisch zu verringern.

Von allen ermittelten  $\Lambda^0$  Kandidaten werden für die Rekonstruktion des  $\Xi^-$  nun die ausgewählt deren invariante Massen (cf. Abschnitt A.4) im Bereich von  $2\sigma$  um den rekonstruierten  $\Lambda^0$  Peak liegen. Die Breite des Peaks stimmt hierbei nahezu mit der aus Abschnitt 4.2.2 überein.

Zum Training des neuronalen Netzwerks zur Rekonstruktion von  $\Xi^-$  Hyperonen werden dieselben 43 Millionen realen Ereignisse mit je einem integrierten  $\Xi^-$  Hyperon bei einer Temperatur von 100 MeV verwendet, mit denen bereits das neuronale Netzwerk zur Rekonstruktion von  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen trainiert wurde. Die Untergrundverteilungen werden erneut mit der *Mixed-Event*-Methode (cf. Abschnitt 3.7) bestimmt. Hierbei werden zunächst die  $\Lambda^0$  Kandidaten, die die oben genannten Bedingungen erfüllen, rekonstruiert und mit einem  $\pi^-$  Meson aus einem anderen Ereignis kombiniert.

Abbildung 4.19a zeigt die Verteilungen der verschiedenen Topologieparameter <sup>1-6</sup>, mit denen das neuronale Netzwerk trainiert wird. Wie bereits zuvor steht die Farbe grün für die simulierten Signale und die Farbe rot für den berechneten Untergrund. Man erkennt gut, dass die Parameter <sup>2,4</sup> als einzige eine deutliche Tendenz zu hohen Werten für die Signalverteilungen und gleichzeitig eine gute Unterscheidungskraft zwischen Signal und Untergrund aufweisen. Bei den Parametern <sup>3,5</sup> tendieren die Signalverteilungen leicht zu kleineren Werten, allerdings ist der Unterschied zu den Untergrundverteilungen nur sehr gering. Der Parameter <sup>1</sup> weist bei Signalen eine leichte Tendenz zu höheren Werten auf, während beim Parameter <sup>6</sup> beide Verteilungen einen ähnlichen Mittelwert besitzen, die des Signal allerdings etwas schmaler ist.

Auch beim Training des neuronalen Netzwerks zur Rekonstruktion der  $\Xi^-$  Hyperonen ist wie bei allen vorherigen Trainings und in Abschnitt 3.9 beschrieben vor dem Training eine Vorselektion anhand der Topologieparameter notwendig. Anders als bei den vorausgegangenen neuronalen Netzwerken gibt es hierzu allerdings keine harten Kriterien an die Topologieparameter anhand derer sich die Kriterien der Vorselektion abschätzen lassen, da in der vorherige Analyse [Sch17] kein  $\Xi^-$  Signal rekonstruiert werden konnte.

---

<sup>1</sup>VerDistLam <sup>2</sup>VerDistPiMXi <sup>3</sup>VerDistXi <sup>4</sup>VerDistXXi <sup>5</sup>MinTrackDistXi <sup>6</sup>pXi

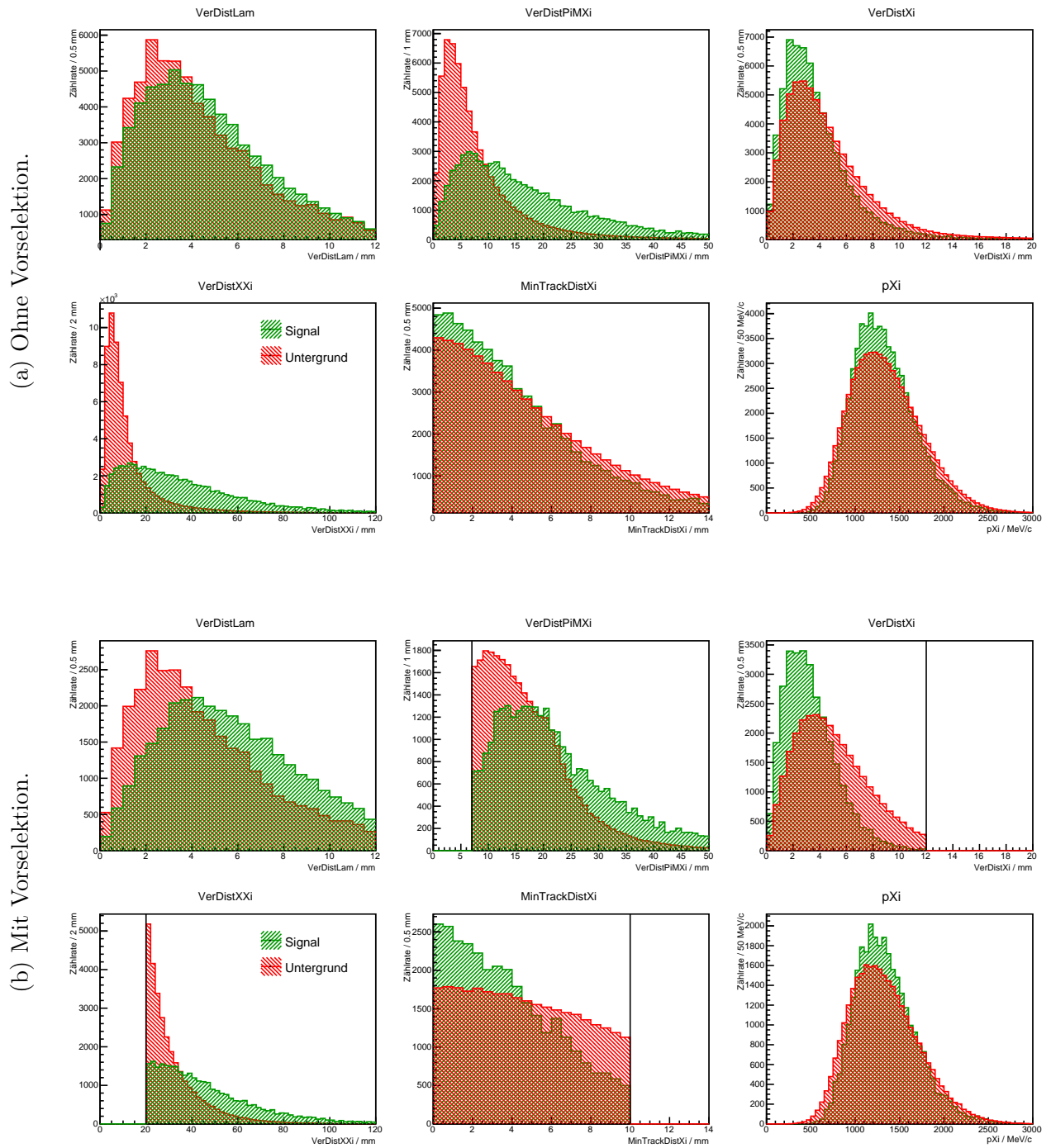


Abbildung 4.19.: Topologieparameterverteilungen von  $\Xi^-$  Hyperonen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün) und kombinatorischer Untergrund (rot) - vor (4.19a) und nach (4.19b) Anwendung der Vorselektionskriterien (schwarze Linien).

Die Kriterien der Vorselektion werden daher anhand der Verteilungen der Parameter sowie den abgeschätzten Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] bestimmt. Da auf den Parameter <sup>1</sup> bereits bei der  $\Lambda^0$  Rekonstruktion eine obere Grenze abgewandt wurde, wird auf ihn kein Vorselektionskriterium angewandt, obwohl er aufgrund der in Abschnitt 3.8 beschriebenen Eigenschaften für Signale zu höheren Werten tendiert.

Tabelle 4.10 vergleicht die abgeschätzten Rekonstruktionskriterien [Sch17] mit den verwendeten Vorselektionskriterien. In der Analyse hat sich mehrfach gezeigt, dass die abgeschätzten Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] keine ausreichende Trennung von Signal und Untergrund ermöglichen, weshalb die Kriterien der Vorselektion teilweise etwas stärker als die abgeschätzten Rekonstruktionskriterien gewählt werden. Gleichzeitig muss beachtet werden, dass die Statistik des  $\Xi^-$  Signals gering ist und eine zu harte Vorselektion somit große statistische Schwankungen verursachen.

Topologieparameter	T. Scheib [Sch17]	Vorselektionskriterien
VerDistLam	—	—
VerDistPiMXi	> 8 mm	> 7 mm
VerDistXi	< 6 mm	< 12 mm
VerDistXXi	> 14 mm	> 20 mm
MinTrackDistXi	< 6 mm	< 10 mm
AlphaXi	> 15 °	> 15 °
MVALam	—	> 70 %

Tabelle 4.10.: Zusammenfassung der abgeschätzten Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und der verwendeten Kriterien der Vorselektion.

Da auch die Topologieparameter <sup>1-7</sup> der  $\Xi^-$  Rekonstruktion starke Korrelationen untereinander aufweisen, werden in Abbildung 4.19b ihre Verteilungen nach der Vorselektion gezeigt. Beim Parameter <sup>1</sup> steigt wie erwartet die Tendenz zu höheren Werten bei simulierten Signalen an, wodurch sich seine Unterscheidungskraft zwischen Signal und Untergrund erhöht. Auch die Parameter <sup>2,4</sup> tendieren weiterhin für simulierte Signale zu höheren Werten als für den Untergrund. Die Parameter <sup>3,5</sup> gewinnen, wie bereits in den vorherigen Abschnitten beobachtet, durch die Vorselektion deutlich an Unterscheidungskraft hinzu. Bei Parameter <sup>6</sup> zeigt sich, dass dieser nicht wie zuvor beobachtet ebenfalls an Unterscheidungskraft gewinnt, sondern seine Verteilungen nahezu gleich bleiben.

Allgemein zeigt sich auch, dass die Statistik der simulierten Signalverteilungen durch die Vorselektion deutlich sinkt. Dies ist hauptsächlich darauf zurückzuführen, dass im Detektor alle drei Spuren des gesamten Zerfalls rekonstruiert werden müssen, was die

<sup>1</sup>VerDistLam <sup>2</sup>VerDistPiMXi <sup>3</sup>VerDistXi <sup>4</sup>VerDistXXi <sup>5</sup>MinTrackDistXi <sup>6</sup>pXi <sup>7</sup>AlphaXi

Akzeptanz sowie Effizienz gegenüber den Zerfällen mit nur zwei Spuren im Detektor erheblich reduziert. Darüber hinaus ist die Rekonstruktionseffizienz des  $\Lambda^0$  Hyperons niedrig, was eine Folge der Selektion ist, die notwendig sind um den hohen kombinatorischen Untergrund weit genug zu senken.

Insgesamt wird das neuronale Netzwerk zur Rekonstruktion von  $\Xi^-$  Zerfällen mit den Topologieparametern von circa 30.000 simulierten  $\Xi^-$  Hyperonen und ebenso vielen Untergrundkombinationen trainiert. Zur Verifizierung der Funktion des neuronalen Netzwerks werden in Abbildung 4.20 erneut die Verteilungen des Antwortparameters (MVAXi) gezeigt. Wie zuvor ist die Signalverteilung grün, die Untergrundverteilung rot dargestellt und die Verteilung aus Daten, die auf dasselbe Integral wie die anderen Verteilungen normiert wurde, blau dargestellt.

Man erkennt sehr deutlich, dass die Signalverteilung zu hohen Werten tendiert und ein Maximum bei 100% besitzt. Die Untergrundverteilung tendiert eher zu niedrigen Werten und besitzt ein Maximum bei circa 20%. Verglichen mit den vorher untersuchten Netzwerken gibt es allerdings deutlich mehr Signal- und Untergrundparameter, die mittlere Antworten erzeugen. Dies ist ein Hinweis darauf, dass das neuronale Netzwerk zur Rekonstruktion von  $\Xi^-$  Hyperonen nicht ganz so gut funktioniert wie die neuronalen Netzwerke zur Rekonstruktion von  $K_S^0$  Mesonen oder  $\Lambda^0$  Hyperonen. Dennoch zeigt sich sehr deutlich, dass zumindest bei der Rekonstruktion von simulierten  $\Xi^-$  Hyperonen, ein Kriterium auf die Antwort des neuronalen Netzwerks zur Trennung von Signal und Untergrund verwendet werden kann.

Vergleicht man die Verteilung aus Daten und die Untergrundverteilung, beobachtet man eine gute Übereinstimmung. Entgegen den Beobachtungen bei den  $\Lambda^0$  Hyperonen und den  $K_S^0$  Mesonen zeigt sich in der Datenverteilung allerdings kein Überschuss bei hohen Werten um die 100%. Dies ist ein ersten Hinweis darauf, dass das neuronale Netzwerk im Fall des  $\Xi^-$  Hyperons nicht in der Lage sein könnte ein Signal in den Daten zu identifizieren.

Im folgenden Abschnitt 4.3.2 werden die neuronalen Netzwerke zur Rekonstruktion der  $\Xi^-$  Hyperonen eingesetzt.

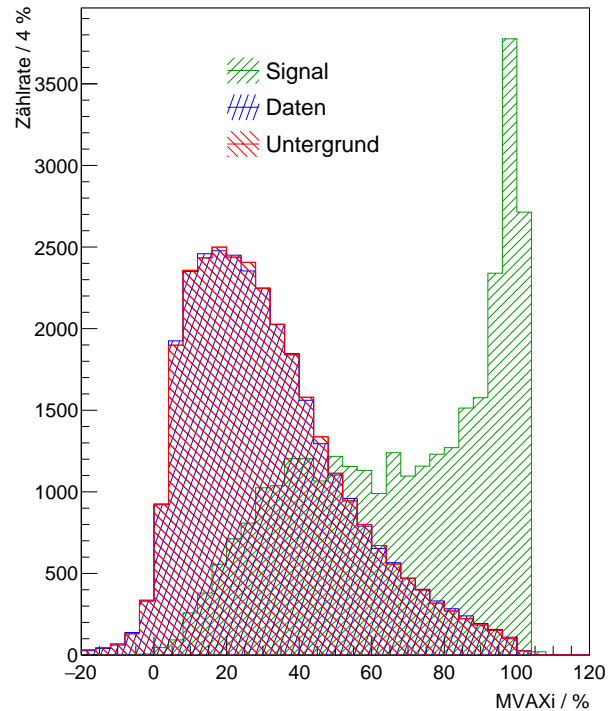


Abbildung 4.20.: Verteilungen der MVA Antwort von  $\Xi^-$  Hyperonen und Kandidaten - simuliertes Signal (grün), Daten (blau) und kombinatorischer Untergrund (rot).

### 4.3.2. $\Xi^-$ Massenspektren

Zur Rekonstruktion der  $\Xi^-$  Hyperonen werden zunächst die  $\Lambda^0$  Hyperonen wie in Abschnitt 4.2.2 beschrieben rekonstruiert. Der einzige Unterschied besteht darin, dass das neuronale Netzwerk mit  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen anstelle von thermischen  $\Lambda^0$  Hyperonen trainiert wird. Die weiteren Details des Trainings sind in Unterabschnitt 4.3.1.1 beschrieben. Es erfolgt zunächst keine Optimierung der Selektionskriterien. Von den rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperon Kandidaten werden diejenigen ausgewählt deren invariante Masse innerhalb der  $2\sigma$  Umgebung des rekonstruierten  $\Lambda^0$  Peaks liegt und deren MVA-Antwort mehr als 70% beträgt. Ihre Ruhemassen werden zum Ausgleich von Messungenauigkeiten auf ihren Literaturwert von  $1115,68 \text{ MeV}/c^2$  [Pat16] festgesetzt.

Als Nächstes werden alle Kombinationen der so rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen mit allen  $\pi^-$  Kandidaten, die die PID Kriterien (cf. Abschnitt 3.4) erfüllen, gebildet. Dabei wird ausgeschlossen, dass der  $\pi^-$  Kandidat, der bereits zur Rekonstruktion des  $\Lambda^0$  Hyperons verwendet wurde, mit diesem kombiniert wird. Für diese hypothetischen  $\Xi^-$  Zerfälle werden nun alle Topologieparameter berechnet und die Antwort des neuronalen Netzwerks, dessen Training in Unterabschnitt 4.3.1.2 beschrieben wird, bestimmt. Wie bereits im Fall der  $K^0_S$  und  $\Lambda^0$  Rekonstruktion wird diese Antwort, MVAXi, wie ein weiterer Parameter behandelt und wird zusammen mit der invarianten Masse, die sich aus der Methode beschrieben in Abschnitt A.4 ergibt, sowie den restlichen Parametern des  $\Lambda^0$ - und  $\Xi^-$ -Zerfalls aufgezeichnet.

Nun lässt sich das invariante Massespektrum aller  $\Xi^-$  Kandidaten bestimmen. Auf den ersten Blick besteht es ausschließlich aus kombinatorischem Untergrund. Ziel der Analyse ist es nun zu ermitteln ob sich ein Signalanteil in dem Spektrum durch zusätzliche Selektionskriterien ausmachen lässt.

Der kombinatorische Untergrund ergibt sich wie bereits zuvor aus der *Mixed-Event*-Methode (cf. Abschnitt 3.7). Hierbei werden die, wie oben beschrieben rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperon Kandidaten, mit einem  $\pi^-$  Kandidaten aus einem unterschiedlichen Ereignis derselben Klasse kombiniert. Unter Anwendung der, oben beschriebenen Methode für Kombinationen von Spuren aus demselben Ereignis, ergibt sich das invariante Massenspektrum des kombinatorischen Untergrunds. Zur Skalierung des kombinatorischen Untergrunds werden Integrale über die *Side-Bands* verwendet. Ihre Positionen werden mithilfe der Breite und Position des Signalpeaks von simulierten  $\Xi^-$  Hyperonen abgeschätzt und erstrecken sich von  $1250 \text{ MeV}/c^2$  bis  $1311 \text{ MeV}/c^2$  und von  $1329 \text{ MeV}/c^2$  bis  $1450 \text{ MeV}/c^2$  wobei der erste unterhalb und der zweite oberhalb des erwarteten Signals liegt. Unter Annahme der simulierten Peakbreite und -position liegen die *Side-Bands* außerhalb der  $2\sigma$ -Umgebung und enthalten somit unter Annahme einer Normalverteilung statistisch nur wenige Prozents des möglichen Signals.

Nach der Skalierung des kombinatorischen Untergrunds kann dieser vom kombinierten Massenspektrum subtrahiert werden. Aufgrund von simulierten  $\Xi^-$  Zerfällen ist der Signalpeak unter Annahme einer Normalverteilung bei einem Mittelwert  $\mu$  von circa  $1320 \text{ MeV}/c^2$  mit einer Breite  $\sigma$  von circa  $4 \text{ MeV}/c^2$  zu erwarten. Unter Verwendung dieser Werte wird die Zählrate an rekonstruiertem Signal durch Integration des Massenspektrums im Bereich von von  $\mu-1,5\sigma$  bis  $\mu+1,5\sigma$  bestimmt. Die Berechnung des statistischen Fehlers



erfolgt auf dieselbe Weise wie bei den  $K_S^0$  Mesonen und den thermischen  $\Lambda^0$  Hyperonen unter Annahme eines statistischen Fehlers von  $\sqrt{N}$  für einen Zählwert  $N$  und gaußscher Fehlerfortpflanzung. Dies führt zu Formel 4.1, die für die rekonstruierte Zählrate verwendet wird.

Da sich bei Variation der Selektionskriterien auf die Topologieparameter des  $\Lambda^0$ - und  $\Xi^-$ -Zerfalls sowie der Kriterien auf die Antworten der neuronalen Netzwerke kein eindeutiges Signal gezeigt hat, werden zusätzlich Transversalmassen- und Rapiditätsgrenzen für die  $\Lambda^0$  und  $\Xi^-$  Kandidaten eingeführt. Dies begründet sich darin, dass sich in der differentiellen Analyse der  $\Lambda^0$  Produktion (cf. Abschnitt 4.2.3) gezeigt hat, dass bestimmte Bereiche in Transversalmasse und Rapidität ein sehr schlechtes Signal zu Untergrund Verhältnis aufweisen und sich daher das gesamte Signal zu Untergrund Verhältnis durch Ausschluss dieser Bereiche verbessern lässt. Zusätzlich werden die PID Bedingungen (cf. Tabelle 3.2) variiert um sicher zu stellen, dass das Flugzeitproblem von *Off-Vertex-Tracks*, welches in Abschnitt 3.4 beschrieben wird, kein Signal unterdrückt. Außerdem wird die Rekonstruktion in verschiedenen Zentralitätsklassen untersucht, da bei zentralen Ereignissen von einer deutlich höheren Produktionsrate als in peripheren Ereignissen auszugehen ist.

Keiner dieser Ansätze erzeugt ein eindeutiges  $\Xi^-$  Signal. Es zeigt sich hingegen, dass die automatische Optimierung für maximale Signifikanz, ähnlich der, in Abschnitt A.1 beschriebenen,  $\chi^2$  Minimierung, wie sie bei der Rekonstruktion von  $K_S^0$  Mesonen und  $\Lambda^0$  Hyperonen angewandt wurde, statistische Schwankungen verstärkt. Dass es sich dabei um statistische Schwankungen handelt, zeigt sich dadurch, dass diese an beliebiger Stelle des invarianten Massenspektrums auftreten können, je nach Wahl des zu optimierenden Signalbereichs. Die große Anzahl an freien Parametern ermöglicht dabei auch Schwankungen deutlich außerhalb des statistischen  $1\sigma$  Fehlers.

Aufgrund dessen müssen die Rekonstruktionskriterien zur Rekonstruktion von  $\Xi^-$  Hyperonen abgeschätzt werden. Bei den PID Bedingungen werden die in Tabelle 3.2 angegebenen Werte verwendet. Auf die Transversalmasse und Rapidität der  $\Lambda^0$  und  $\Xi^-$  Kandidaten wird keine Selektion angewandt und es werden stets alle Zentralitäten von 0% bis 40% betrachtet. Da sich die  $\Lambda^0$  Hyperonen aus  $\Xi^-$  Zerfällen nicht eindeutig von denen aus thermischer Produktion trennen lassen, werden auf die Parameter des  $\Lambda^0$  Zerfalls die finalen Rekonstruktionskriterien thermischer  $\Lambda^0$  Hyperonen, zusammengefasst in Tabelle 4.6, angewandt. Die Kriterien auf die Topologieparameter<sup>1-5,8</sup> des  $\Xi^-$  Zerfalls werden anhand von Erfahrungen aus der Untersuchung der invarianten Massespektren der  $\Xi^-$  Kandidaten festgelegt. Dabei ergeben sich die in Tabelle 4.11 aufgelisteten Selektionskriterien. Das erste entspricht den Kriterien der Vorselektion vom Training des neuronalen Netzwerks und ist somit sehr offen gewählt wodurch sich bei einem tatsächlichen Signal hohe Zählraten erzielen ließen. Das dritte ist sehr streng gewählt, wodurch sich bei einem tatsächlichen Signal eine hohe Reinheit erzielen ließe. Das zweite stellt einen Kompromiss aus den anderen beiden dar und wird bei der Bestimmung der oberen Grenze für die Produktionsrate von von  $\Xi^-$  Hyperonen in Abschnitt 4.3.3 eingesetzt.

Abbildung 4.21d zeigt das invariante Massenspektrum von den simulierten  $\Xi^-$  Hyperonen, die in reale Ereignisse implementiert wurden und wie in Unterabschnitt 4.3.1.2 beschrieben, zum Training des neuronalen Netzwerks eingesetzt wurden. Hierbei wurden die als

<sup>1</sup>VerDistLam <sup>2</sup>VerDistPiMXi <sup>3</sup>VerDistXi <sup>4</sup>VerDistXXi <sup>5</sup>MinTrackDistXi <sup>8</sup>MVAXi

Topologieparameter	T. Scheib [Sch17]	Diese Analyse		
		Offen	Standard	Streng
VerDistLam	—	—	> 1 mm	> 3 mm
VerDistPiMXi	> 8 mm	> 7 mm	> 10 mm	> 15 mm
VerDistXi	< 6 mm	< 12 mm	< 10 mm	< 8 mm
VerDistXXi	> 14 mm	> 20 mm	> 24 mm	> 30 mm
MinTrackDistXi	< 6 mm	< 10 mm	< 10 mm	< 8 mm
MVAXi	—	—	> 50%	> 80%

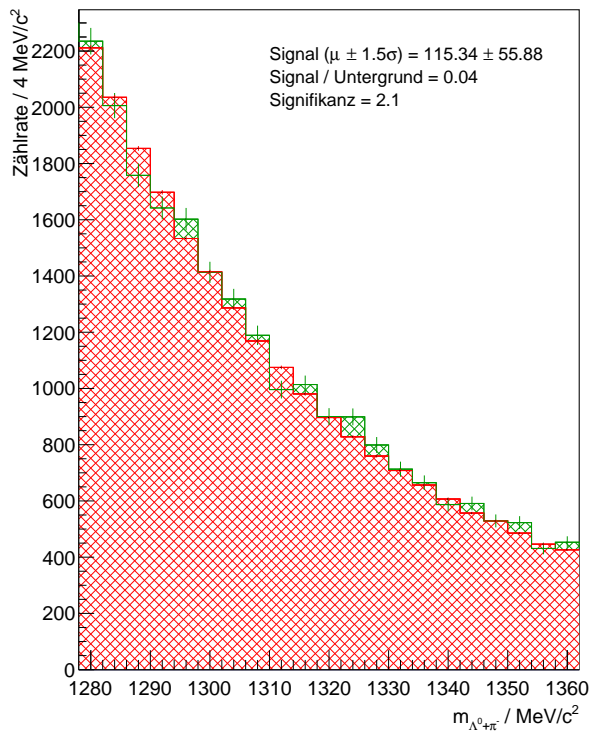
Tabelle 4.11.: Zusammenfassung der abgeschätzten Rekonstruktionskriterien aus [Sch17] und der abgeschätzten Rekonstruktionskriterien dieser Analyse.

„Standard“ bezeichneten Kriterien angewandt. Eine Normalverteilung, die an den Signalpeak angepasst wurde, ist ebenfalls eingezeichnet. Es zeigt sich, dass der Signalpeak nicht exakt von der Normalverteilung beschrieben wird, allerdings ist die Beschreibung gut genug um einen Mittelwert  $\mu$  von circa 1320 MeV/c<sup>2</sup> und eine Breite  $\sigma$  von circa 4 MeV/c<sup>2</sup> abzuleiten.

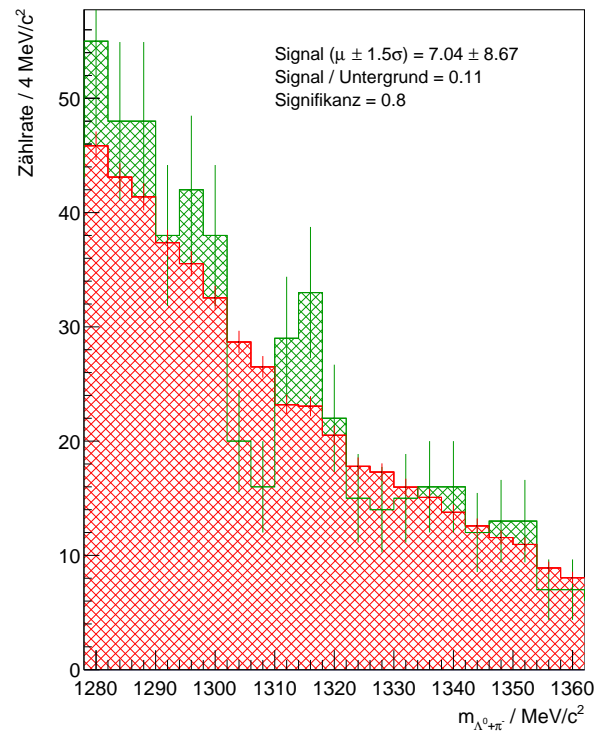
Die Abbildungen 4.21a, 4.21b und 4.21c zeigen die invarianten Massenspektren der  $\Xi^-$  Kandidaten bei verschiedenen Selektionskriterien. Hierbei ist die Überlagerung von Signal und Untergrund grün und der kombinatorische Untergrund rot dargestellt. Zusätzlich sind die Zählrate, das Signal zu Untergrund Verhältnis sowie die Signifikanz eines hypothetischen  $\Xi^-$  Signals angegeben. Der Mittelwert und die Standardabweichung ergeben sich dabei wie bereits zuvor beschrieben aus simulierten  $\Xi^-$  Zerfällen.

Anhand der invarianten Massenspektren zeigt sich zunächst, dass der kombinatorische Untergrund von der *Mixed-Event*-Methode auch beim  $\Xi^-$  Hyperon hinreichend genau beschrieben wird. In keinem der drei Spektren zeigt sich ein Signal das nicht durch die statistischen Fehler beschrieben werden könnte, was sich auch daran zeigt, dass die maximale Signifikanz 2 beträgt. Im Spektrum mit den als „Streng“ bezeichneten Kriterien zeigen sich darüber hinaus große statistische Schwankungen aufgrund der niedrigen Statistik.

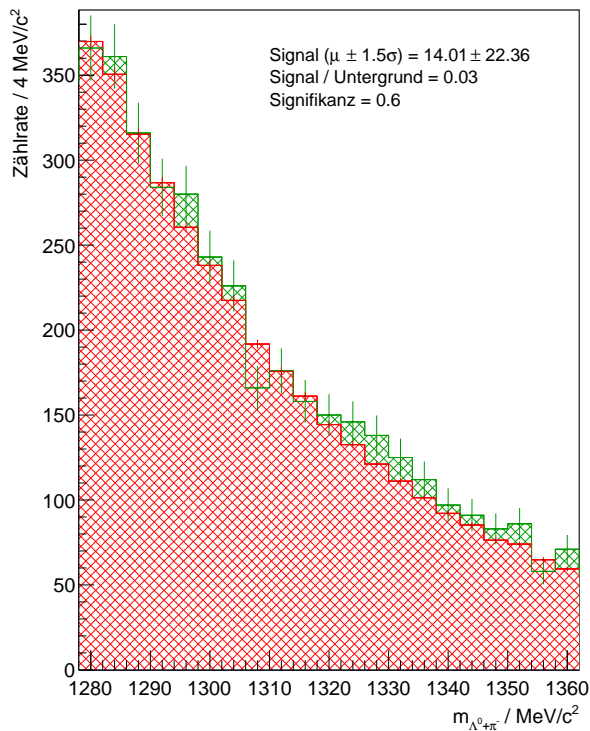
Da bei der Rekonstruktion von  $\Xi^-$  Hyperonen kein eindeutiges Signal außerhalb der statistischen Fehler gefunden werden konnte, wird im folgenden Abschnitt 4.3.3 die maximale Produktionsrate von  $\Xi^-$  Hyperonen, die mit diesem Ergebnis verträglich ist, bestimmt.



(a) Offene Cuts.



(b) Strenge Cuts.



(c) Standard Cuts.

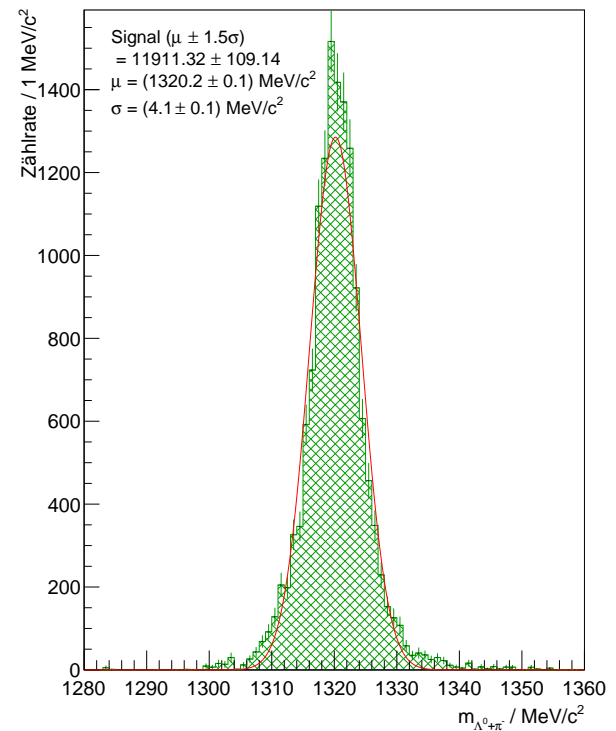
(d) Simulierte  $\Xi^-$  Hyperonen.

Abbildung 4.21.: Invariante Massespektren von  $\Xi^-$  Hyperonen unter Anwendung offener (4.21a), strenger (4.21b) und Standard (4.21c und 4.21d) Selektionskriterien mit Untergrund (rot) und Signal (grün), Daten in 4.21a, 4.21b und 4.21c und simulierte  $\Xi^-$  Hyperonen in 4.21d mit angepasster Normalfunktion.

### 4.3.3. Obere Grenze der Produktionsrate von $\Xi^-$ Hyperonen

Die Bestimmung einer oberen Grenze der Produktionsrate von  $\Xi^-$  Hyperonen dient dazu zu ermitteln, wie viele  $\Xi^-$  Hyperonen maximal in den untersuchten Daten enthalten sein können, ohne dass diese ein signifikantes Signal liefern. Da in dieser Analyse kein  $\Xi^-$  Signal gefunden werden konnte, muss die tatsächliche Produktionsrate unterhalb dieses Grenzwerts liegen. Zur Abschätzung dieser Grenze gibt es mehrere Möglichkeiten. Die Feldman-Cousins-Methode [Fel98] wurde speziell zur Erforschung extrem seltener Signale entwickelt. Dabei wird berechnet, wie viel Signal mit einer festgelegten statistischen Wahrscheinlichkeit maximal in einem invarianten Massenspektrum liegt.

Ein Nachteil dieser Methode ist, dass sie auf rein statistischen Berechnungen basiert und somit keine systematischen Fehler der Analyse berücksichtigt. Eine andere Methode, die diesen Nachteil nicht aufweist besteht darin simulierte Signale in die realen Daten zu implementieren und zu bestimmen bei welcher Zählrate der implementierten Signale das rekonstruierte Signal eine gewisse Sicherheit überschreitet. Da die Zählrate des implementierten Signals bekannt ist, lässt sich hieraus die minimale Produktionsrate, die notwendig ist um ein Signal mit festgelegter Sicherheit zu rekonstruieren, berechnen. Diese entspricht dann der oberen Grenze der  $\Xi^-$  Produktionsrate. Der Nachteil dieser Methode besteht in einer systematischen Überschätzung der oberen Grenze, da zusätzlich zu den eingebetteten simulierten Signalen mögliche reale Signale zusätzlich beitragen.

Als Kriterium um ein rekonstruiertes Signal als sicher anzusehen wird eine Signifikanz von mindestens 5 Sigma gefordert, was einer Wahrscheinlichkeit von 99,999%, dass es sich nicht um eine statistische Fluktuation handelt, entspricht. Für die Rekonstruktion werden dabei die im vorherigen Abschnitt 4.3.2 als „Standard“ bezeichneten Kriterien verwendet. Nach der Implementierung von circa 810000 simulierten  $\Xi^-$  Hyperonen mit thermischen Impulsverteilungen, von denen 328 in der Akzeptanz des Detektors liegen und die  $\Lambda^0$  und  $\Xi^-$  Vorselektionskriterien erfüllen, ergibt sich im invarianten Massenspektrum der  $\Xi^-$  Kandidaten ein Signal mit einer Signifikanz über fünf.

Abbildung 4.22a zeigt das invariante Massenspektrum der  $\Xi^-$  Kandidaten nach der Implementierung der simulierten  $\Xi^-$  Zerfälle. Dabei wird das Signal wie zuvor grün und der Untergrund rot dargestellt. Die Zählrate sowie das Signal zu Untergrund Verhältnis als auch die Signifikanz in  $1,5\sigma$  sind ebenfalls angegeben. Abbildung 4.22b zeigt das Spektrum nach Abzug des Untergrunds. Zusätzlich ist eine, an die Daten angepasste, Normalverteilung eingezeichnet deren Parameter  $\mu$  und  $\sigma$  ebenfalls angegeben sind. Ihre Werte stimmen im Rahmen der Fehler mit den bereits zuvor bestimmten Werten von  $1320 \text{ MeV}/c^2$  und  $4 \text{ MeV}/c^2$  überein.

In den Spektren lässt sich nun ein deutliches Signal mit einer Zählrate von circa 120 erkennen. Die Nachkommastellen stammen von der Skalierung des kombinatorischen Untergrunds und das Signal zu Untergrundverhältnis liegt bei 26%. Nach Abzug des Untergrunds lässt sich das Spektrum im Rahmen der statistischen Fehler gut durch eine Gaußfunktion beschreiben. Obgleich die Abweichungen des zweiten Moments des simulierten und rekonstruierten Peaks im Rahmen der statistischen Fehler liegen lässt sich das geringere zweite Moment durch die Tatsache begründen, dass der Peak wie im vorherigen Abschnitt 4.3.2 gezeigt nicht perfekt durch die Gaußfunktion beschrieben wird. Darüber

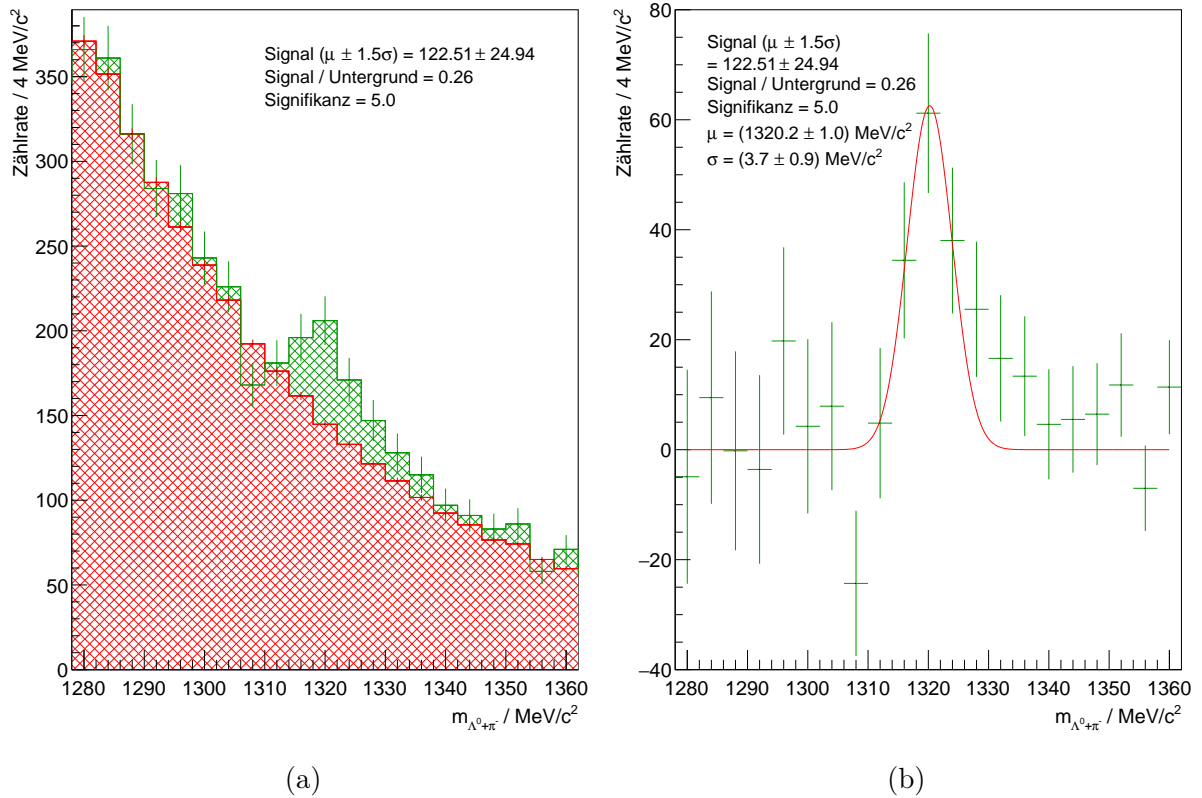


Abbildung 4.22.: Das invariante Massespektrum von  $\Xi^-$  Hyperon Kandidaten nach Implementierung der simulierten  $\Xi^-$  Hyperonen in 4.22a mit Signal in grün und Untergrund in rot und Spektrum nach Abzug des Untergrunds mit angepasster Normalfunktion in 4.22b.

hinaus summieren sich statistische Schwankungen des Peaks mit denen des Untergrunds.

Durch Division der Anzahl an implementierten thermischen  $\Xi^-$  Hyperonen durch die Anzahl an in der Rekonstruktion verwendeten Ereignissen von  $2,07 \cdot 10^9$  ergibt sich die obere Grenze der Produktionsrate von  $\Xi^-$  Hyperonen von  $3,9 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis.

Da sich rein zufällig entscheidet, ob ein thermisches  $\Xi^-$  Hyperon in der Akzeptanz des Detektors liegt und die Rekonstruktionskriterien erfüllt, ist dieser Wert mit statistischen Fehlern behaftet. Der statistische Fehler des rekonstruierten Signals beeinflusst dabei ob eine Signifikanz von fünf überschritten wird oder nicht und pflanzt sich somit auf die obere Grenze der Produktionsrate fort. Durch Division des statistischen Fehlers der rekonstruierten Zählrate durch die Akzeptanz und Rekonstruktionseffizienz, die für die simulierten  $\Xi^-$  Hyperonen bekannt sind, sowie das Verzweungsverhältnis des untersuchten Zerfallskanals lässt sich die statistische Schwankungen der Anzahl an thermischen  $\Xi^-$  Hyperonen, die zum Erreichen einer Signifikanz von fünf in die Daten implementiert werden müssen, berechnen. Der statistische Fehler des oberen Produktionslimits ergibt sich durch Division durch die Anzahl an Ereignissen und beträgt  $0,81 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis. Die obere Grenze im Rahmen der statistischen Fehler ergibt sich nun durch Addition des berechneten Werts und seines Fehlers.

Zusammengefasst ergibt sich eine maximale Produktionsrate von  $4,7 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis. Dieser Wert liegt deutlich unterhalb des Werts aus [Sch17] von  $2,32 \cdot 10^{-3}$ . Die Ursache dafür liegt darin, dass durch den verbesserten Trackingalgorithmus und die Verwendung der neuronalen Netzwerke die Trennung von Signal und Untergrund signifikant verbessert werden konnte und somit deutlich kleinere Signal detektierbar wären. Die geringere obere Grenze der Produktionsrate von  $\Xi^-$  Hyperonen veranschaulicht somit erneut die Vorteile dieser Analyse gegenüber der aus [Sch17]. Dies zeigt sich auch im Vergleich des Produkts aus Akzeptanz und Rekonstruktionseffizienz von 0,015% in dieser Analyse gegenüber 0,012% in [Sch17]. Leider konnte trotz der verbesserten Effizienzen sowie der höheren Reinheit der rekonstruierten  $\Lambda^0$  Hyperonen kein eindeutiges  $\Xi^-$  Signal gefunden werden. Die Analyse ist aufgrund der deutlichen Verbesserungen dennoch als Erfolg zu werten.

## 5. Diskussion und Ausblick

Die zentralitätsabhängige Auswertung der Ergebnisse der  $K^0_S$  und  $\Lambda^0$  Analyse liefert Auskunft darüber, wie sich physikalische Parameter, wie zum Beispiel die Temperatur des Systems als Funktion der Systemgröße verhalten. Hieraus können Informationen über die Produktion und Propagation von Teilchen sowie über das System in Abhängigkeit von der mittleren Anzahl der am Stoß beteiligten Nukleonen  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  gewonnen werden.

In Abschnitt 1.2.1 wurde bereits der Zusammenhang zwischen der Zentralität einer Kollision und  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  beschrieben, aufgrund dessen sich  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  anstelle der Zentralität verwenden lässt. Die Größe  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  ist dabei aufgrund ihres Zusammenhangs mit dem Volumen des Systems interessant. Dieser Zusammenhang zeigt sich bereits in der Bethe-Weizsäcker-Massenformel, deren erster Term, auch Volumenterm genannt linear mit der Anzahl an Nukleonen im System verknüpft ist [Pov14]. Die Untersuchung der Abhängigkeiten zwischen den verschiedenen Parametern und  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  ermöglicht somit die Untersuchung von Systemen verschiedener Volumina.

Abbildung 5.1a zeigt die Multiplizitäten pro  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  von  $K^0_S$  Mesonen (lila) und  $\Lambda^0$  Hyperonen (türkis) als Funktion von  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$ . Die statistischen und systematischen Fehler der Multiplizitäten entsprechen den im vorherigen Kapitel 4 diskutierten Werten. Die Werte und Fehler für  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  in den einzelnen Zentralitätsklassen entsprechen denen aus Tabelle 3.3. Mit der Proportionalität zwischen  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  und dem Volumen des Systems entsprechen die aufgetragenen Werte den Produktionsraten pro Volumen und können somit als Produktionsdichten interpretiert werden.

Unter der Annahme, dass die Änderungen der Produktionsraten der Teilchen mit  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  durch eine Potenzfunktion beschrieben werden können, kann Gleichung 5.1 zu ihrer Beschreibung verwendet werden:

$$Mult = C \cdot \langle A_{\text{Part}} \rangle^\alpha \Rightarrow \frac{Mult}{\langle A_{\text{Part}} \rangle} = C \cdot \langle A_{\text{Part}} \rangle^{\alpha-1} \quad (5.1)$$

Diese Funktion wurde an die Daten angepasst und ist in Abbildung 5.1a ebenfalls eingezeichnet. Ihr Parameter  $\alpha$  beschreibt die Stärke des Anstiegs. Ein Wert von 1 entspricht hierbei einem linearen Anstieg der Produktionsraten mit  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  oder einer konstanten Produktionsdichte.

Es zeigt sich, dass der Parameter  $\alpha$  sowohl bei den  $K^0_S$  Mesonen, als auch den  $\Lambda^0$  Hyperonen deutlich oberhalb von eins liegt, was bedeutet, dass die Produktionsraten stärker als linear in Abhängigkeit der Zentralität steigen und somit auch die Produktionsdichten ansteigen. Dies deckt sich sowohl mit den Ergebnissen aus [Sch17] als auch mit dem Anstieg, der in [Sch16] für geladene Kaonen und das  $\phi$  Meson beobachtet wurde. Wie bereits in Abschnitt 1.2.2 beschrieben können Teilchen mit Strangenessinhalt aufgrund der Strangenesserhaltung in starken Wechselwirkungen nur in Kombination mit Teilchen

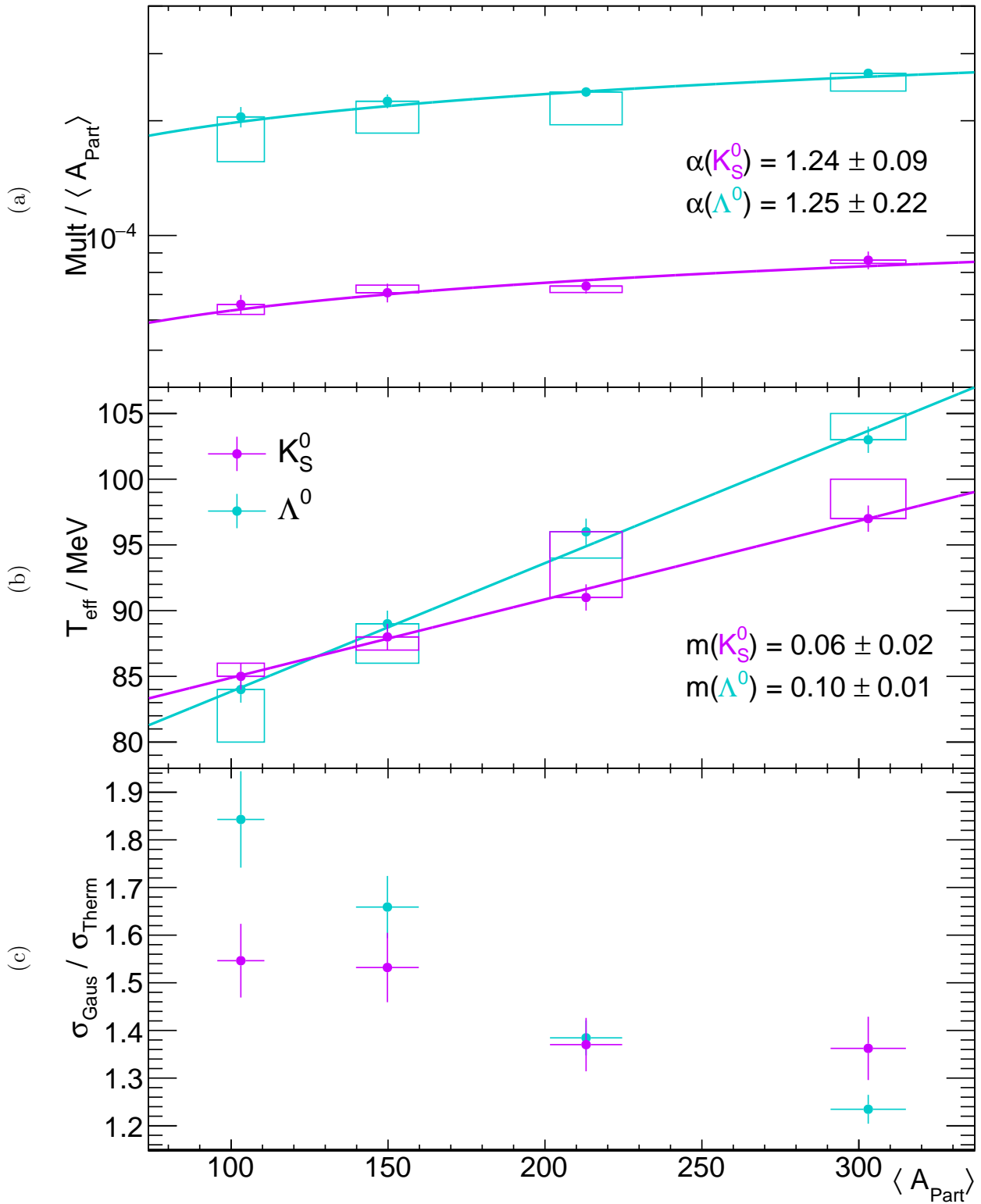


Abbildung 5.1.: Oben: Gesamte Multiplizitäten pro  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  mit angepassten Potenzfunktionen, Mitte: Effektive Temperaturen mit angepassten Geraden, Unten: Breiten der  $\frac{dN}{dy}$  Verteilungen im Verhältnis zur den rein thermischen Breiten mit angepassten Geraden, jeweils in Abhängigkeit von  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  für  $K_S^0$  Mesonen und  $\Lambda^0$  Hyperonen.



mit Antistrangenessinhalt produziert werden. Man spricht daher auch von assoziierter Produktion, die zu Korrelationen zwischen den Produktionsraten führt.

Unter Einbeziehung aller bisher gemessenen Produktionsraten von Teilchen mit Strangenessinhalt zeigt sich, dass die gemessenen Produktionsraten konsistent mit einem universellen Anstieg mit  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  von  $1,35 \pm 0,07$  [Sch16, Sch17] sind. Unter Berücksichtigung aller statistischen Fehler können auch der Anstieg beim  $K^0_S$  Meson und beim  $\Lambda^0$  Hyperon in dieser Analyse mit dem universellen Anstieg als übereinstimmend angesehen werden, was die Beobachtung des universellen Anstiegs weiter untermauert.

Abbildung 5.1b zeigt effektiven Temperaturen von  $K^0_S$  Mesonen (lila) und  $\Lambda^0$  Hyperonen (türkis) ebenfalls als Funktion von  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$ . Es wurden auch hier die statistischen und systematischen Fehler aus Kapitel 4 verwendet. Bei beiden Teilchen zeigt sich ein linearer Anstieg der effektiven Temperatur mit  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$ . Die eingezeichneten Geraden wurden an die Datenpunkte angepasst und ihre Steigungen (m) zusätzlich angegeben.

Anhand der Steigungen lässt sich sehr deutlich erkennen, dass die effektive Temperatur der  $\Lambda^0$  Hyperonen stärker als die der  $K^0_S$  Mesonen ansteigt. Dies lässt sich durch die höhere Masse des  $\Lambda^0$  Hyperons erklären, aufgrund derer das  $\Lambda^0$  Hyperon stärker von der radialen Ausdehnung des Feuerballs beeinflusst wird. Dieser Zusammenhang wird in Formel 5.2 [Lor12] gezeigt, wobei  $\langle \beta \rangle$  die Geschwindigkeit der radialen Ausdehnung beschreibt:

$$T_{eff} \approx T_{kin} + \frac{1}{2} m_0 c^2 \cdot \langle \beta \rangle^2 \quad (5.2)$$

Da angenommen wird, dass sich diese Geschwindigkeit mit steigendem  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  erhöht, lässt sich hierdurch der stärkere Anstieg bei den  $\Lambda^0$  Hyperonen erklären.

In Abbildung 5.1c werden die Breiten der  $\frac{dN}{dy}$ -Verteilungen von  $K^0_S$  Mesonen (lila) und  $\Lambda^0$  Hyperonen (türkis) im Verhältnis zu rein thermischen Breiten in Abhängigkeit von  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  aufgetragen. Die rein thermischen Breiten werden dabei unter Annahme der gemessenen effektiven Temperaturen mittels Formel 5.3 berechnet [Aga09-2].

$$\sigma_{Therm} \approx \sqrt{\frac{T_{eff}}{m_0}} \quad (5.3)$$

Es zeigt sich, dass die relativen Breiten stets oberhalb von 1 liegen und zu zentraleren Ereignissen abfallen, was bedeutet, dass sich die  $dN/dy$ -Verteilungen an rein thermische Verteilungen annähern.

Zusammengefasst fügen sich die Ergebnisse dieser Analyse gut in die vorherigen Ergebnisse ein. Es zeigt sich bis auf die höheren Produktionsraten der  $\Lambda^0$  Hyperonen kein signifikant abweichendes Verhalten. Da sich nicht eindeutig feststellen lässt welche Produktionsraten der  $\Lambda^0$  Hyperonen korrekt sind, werden die Abweichungen als systematischer Fehler der Analyse aufgefasst. In einem weiteren Schritt können die gemessenen Produktionsraten in Kombination mit den Produktionsraten weiterer Teilchen und einem Modell verwendet werden um weitere Systemparameter wie die Dichte, die Temperatur oder die radiale Ausdehnung zu bestimmen.

Bei der Rekonstruktion der  $\Xi^-$  Hyperonen konnte trotz der signifikanten Verbesserungen kein eindeutiges Signal gefunden werden. Aus der Rekonstruktionsmethode ergibt sich eine maximale Produktionsrate von  $4,72 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis. Bei der Untersuchung von Ar+KCl Kollisionen, in denen das  $\Xi^-$  hyperon erfolgreich rekonstruiert werden konnte, sind die Produktionsraten des  $\phi$  Mesons und des  $\Xi^-$  Hyperons ähnlich groß. [Aga16] In den untersuchten Au+Au Kollisionen wurde für das  $\phi$  Meson bei Zentralitäten von 0% bis 40% eine Produktionsrate von  $(0,99 \pm 0,24 \pm 0,10 \pm 0,05) \cdot 10^{-4}$  gemessen. [Ada17-1] Daher ist für das  $\Xi^-$  Hyperon ebenfalls eine Produktionsrate in derselben Größenordnung zu erwarten, welche unterhalb der gemessenen oberen Grenze liegt.

Im Vergleich mit den Vorhersagen thermischer Modelle wurde in den bereits untersuchten Ar+KCl Kollisionen ein circa 15mal höherer Wert als das thermische Modell vorhersagt gemessen. [Aga16] Ähnliche thermische Modelle deren Parameter zur Beschreibung der bereits gemessenen Produktionsraten in den Au+Au Kollisionen angepasst wurden, sagen eine Produktionsrate von circa  $1 \cdot 10^{-5}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis voraus. [Hen18] Unter Annahme einer ähnlich stark erhöhten Produktionsrate wie in den Ar+KCl Kollisionen lässt sich eine Produktionsrate von circa  $1,5 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis erwarten. Auch dies liegt unterhalb der gemessenen oberen Grenze.

Sowohl die Methode über die Produktionsrate des  $\phi$  Mesons, als auch die über das thermische Modell sagen eine Produktionsrate von circa  $1 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis voraus. Verglichen mit der oberen Grenze für die Produktionsrate von  $4,72 \cdot 10^{-4}$   $\Xi^-$  Hyperonen pro Ereignis zeigt sich, dass die Erwartungswerte leicht unterhalb der oberen Grenze liegen. Daher ist sowohl die obere Grenze, als auch die Tatsache, dass kein  $\Xi^-$  Signal gefunden werden konnte mit den Erwartungswerten für die Produktionsrate konsistent. Die Ergebnisse der Analyse des  $\Xi^-$  Hyperons sind somit plausibel.

Im Herbst des Jahres 2018 ist geplant mit dem HADES-Detektor Ag+Ag Kollisionen bei einer Strahlenergie von 1,65A GeV zu untersuchen. Dabei beträgt die Schwerpunktenergie in elementaren Nukleon Nukleon Kollisionen 2,6 GeV. Sie liegt somit oberhalb der Produktionsschwelle von Kaonen und  $\Lambda^0$  Hyperonen. (cf. Abschnitt 1.2.2) Aufgrund dessen ist eine deutlich höhere Statistik an  $K^0_S$  Mesonen und  $\Lambda^0$  Hyperonen als in den untersuchten Au+Au Kollisionen zu erwarten, was noch detailliertere Analysen und die Bestimmung von Produktionsraten und Temperaturen bei anderen  $\langle A_{\text{Part}} \rangle$  zulässt.

Simulationen zeigen darüber hinaus, dass auch das seltene  $\Xi^-$  Hyperon weit häufiger produziert wird und bei den erwarteten Produktionsraten differentiell untersucht werden kann. In den Kollisionssystemen von Ar+KCl und p+Nb wurden Produktionsraten von  $\Xi^-$  Hyperonen gemessen die deutlich über den Erwartungen thermischer Modelle liegen. Die Messung von  $\Xi^-$  in den geplanten Ag+Ag Kollisionen bietet die Möglichkeit dieses Enhancement weiter zu untersuchen und möglicherweise erstmals die Produktion der  $\Xi^-$  Hyperonen differentiell zu untersuchen.

# A. Anhang

## A.1. $\chi^2$ Minimierung

Die  $\chi^2$ -Methode kann für verschiedene Anwendungen benutzt werden. Der  $\chi^2$ -Wert ist dabei nach Formel A.1 definiert und beschreibt wie gut eine gegebene Verteilung Datenpunkte beschreibt:

$$\chi^2 = \sum_i \left( \frac{(N_i - n_i)^2}{n_i} \right) \quad (\text{A.1})$$

Hierfür werden die Datenpunkte in Intervalle aufgeteilt.  $N_i$  gibt die Anzahl an Datenpunkten im  $i$ -ten Intervall an und  $n_i$  die Anzahl an Datenpunkten die nach der zu überprüfenden Verteilung im  $i$ -ten Intervall zu erwarten wären. Ein geringerer  $\chi^2$ -Wert bedeutet daher auch eine bessere Übereinstimmung, wobei ein Wert von null einer perfekten Übereinstimmung innerhalb der gewählten Intervalle gleichkommt.

In der Physik wird die  $\chi^2$ -Methode häufig angewandt um eine erwartete Verteilung (beispielsweise eine Normalverteilung) an gemessene Datenpunkte anzupassen. Hierzu benötigt die erwartete Verteilung mehrere freie Parameter, die innerhalb gewisser Grenzen um ihre Startwerte variiert werden. Für alle Variationen wird der  $\chi^2$ -Wert berechnet und die Parameter mit dem niedrigsten Wert als beste Übereinstimmung ausgewählt. Durch mehrere Iterationen, bei denen immer die besten Parameter der Iteration vorher als Startwerte dienen, lässt sich die Übereinstimmung zwischen der Verteilung und den Datenpunkten optimieren. Sobald keine Verbesserung mehr gefunden wird, bricht die Iteration ab und die letzten Startparameter stellen das Ergebnis dar.

Diese Methode kann als Suche nach dem Minimum einer  $n$ -dimensionalen Funktion verstanden werden, wobei  $n$  die Anzahl freier Parameter der erwarteten Verteilung repräsentiert. Die oben beschriebene Methode ist problematisch falls mehrere lokale Minima existieren, da die Gefahr besteht, dass das gefundene Minimum nicht das gesuchte globale Minimum ist. Moderne Algorithmen enthalten daher Methoden um alle Minima zu finden und somit das globale Minimum ermitteln zu können. Diese Methoden basieren darauf die verwendeten initialen Startwerte zu variieren und zu überprüfen ob dieselben Parameter als Optimum gefunden werden.

## A.2. Rapidität und Pseudorapidität

Die Rapidität und die Pseudorapidität werden in Experimenten mit relativistischen Energien vorzugsweise verwendet, da ihre Werte unabhängig vom System, in dem sie gemessen werden, sind. Diese Eigenschaft wird als Lorentz-Invarianz bezeichnet, weshalb die Größen Rapidität und Pseudorapidität auch als lorentzinvariant bezeichnet werden.

Die Rapidität  $y$  kann als Maß für die Geschwindigkeit eines Teilchens aufgefasst werden. Sie ist durch Formel A.2 definiert, wobei  $v$  die Geschwindigkeit,  $E$  die Energie und  $p$  den Betrag des Impulses des Teilchens darstellt:

$$y = \operatorname{artanh} \left( \frac{v}{c} \right) = \frac{1}{2} \cdot \ln \left( \frac{E + cp}{E - cp} \right) \quad (\text{A.2})$$

Die Pseudorapidität  $\eta$  ist eine lorentzinvariante Größe zur Beschreibung des Polarwinkels  $\Theta$  eines Teilchens, also des Winkels zwischen Teilchenspur und Strahlachse. Sie ist nach Formel A.3 definiert, wobei  $p$  ebenfalls den Betrag des Gesamtimpulses und  $p_L$  den Anteil des Gesamtimpulses des Teilchens in Richtung der Strahlachse beschreibt:

$$\eta = \operatorname{artanh} \left( \frac{p_L}{p} \right) = \frac{1}{2} \cdot \ln \left( \frac{p + p_L}{p - p_L} \right) \quad (\text{A.3})$$

Teilchen, die sich entlang der Strahlachse bewegen, haben keine mathematisch definierte Pseudorapidität, weshalb ihnen der Wert  $\infty$  zugeordnet wird.

Der Zusammenhang zwischen Pseudorapidität und Polarwinkel  $\Theta$  zeigt sich ihrer analogen Definition A.4:

$$\eta = -\ln \left( \tan \left( \frac{\theta}{2} \right) \right) \quad (\text{A.4})$$

### A.3. Transversalimpuls und Transversalmasse

Der Transversalimpuls stellt eine wichtige Größe zur Untersuchung von Teilchenkollisionen dar. Er beschreibt den senkrecht zur Strahlachse stehenden Anteil des Gesamtimpulses eines Teilchens und ist nach Formel A.5 definiert:

$$p_T = p \cdot \sin \theta \quad (\text{A.5})$$

Hierbei beschreibt  $p$  den Gesamtimpuls eines Teilchens und  $\theta$  den Winkel zwischen Teilchenspur und Strahlachse.

Da sich die Projektile auf der Strahlachse bewegen, besitzen sie keinen Transversalimpuls. Erst durch eine Wechselwirkung zwischen Projektil- und Targetteilchen können Teilchen die einen Transversalimpuls besitzen detektiert werden. Die Verteilung der Transversalimpulse der verschiedenen aus der Kollision hervorgehenden Teilchen ist charakteristisch für die Kollision selbst.

Alternativ zum Transversalimpuls wird häufig auch die Transversalmasse eingesetzt. Sie kann als Masse verstanden werden, die ein Teilchen hätte wenn es keinen Impulsanteil in Richtung der Strahlachse tragen würde oder anders gesagt Gesamtimpuls und Transversalimpuls gleich groß wären. Die Transversalmasse wird durch die beiden äquivalenten Schreibweisen in Formel A.6 definiert:

$$m_t = \sqrt{m_0^2 + p_t^2} = \sqrt{E^2 - p_z^2} \quad (\text{A.6})$$

Hierbei beschreibt  $m_0$  die Ruhemasse,  $p_t$  den Transversalimpuls,  $E$  die Gesamtenergie und  $p_z$  den Longitudinalimpuls in Richtung der Strahlachse eines Teilchens. Die Äquivalenz beider Schreibweisen lässt sich mittels der relativistischen Energie-Impuls Beziehung Formel 2.3 zeigen.

Anhand der ersten Schreibweise zeigt sich offensichtlich, dass die Transversalmasse stets größer oder gleich der Ruhemasse des Teilchens ist. Aus diesem Grund wird häufig auch die reduzierte Transversalmasse  $m_t - m_0$  verwendet, die stets größer oder gleich 0 MeV/c<sup>2</sup> ist.

Des Weiteren zeigt sich, dass der Zusammenhang zwischen Transversalimpuls und Transversalmasse nicht linear ist. Bei Transversalimpulsen deutlich unterhalb der Ruhemasse eines Teilchens ist die Transversalmasse etwa gleich der Ruhemasse und hängt nur geringfügig vom Transversalimpuls ab, wodurch ein großes Transversalimpulsintervall ähnliche Transversalmassen aufweist.

## A.4. Viererimpuls und invariante Masse

Bei relativistischen Energien ist der Impuls eines Teilchens, der aufgrund der drei Raumdimensionen auch Dreierimpuls genannt wird, nicht unabhängig vom System in dem er gemessen wird und ist somit nicht lorentzinvariant. Durch Hinzufügen einer vierten Koordinate lässt sich der Dreierimpuls zum lorentzinvarianten Viererimpuls erweitern. Er ist nach Formel A.7 definiert, wobei  $p_{x,y,z}$  die drei Koordinaten des Dreierimpuls und  $E$  die Gesamtenergie des Teilchens darstellen:

$$\vec{p} = \left( p_x, p_y, p_z, i \frac{E}{c} \right) \quad (\text{A.7})$$

Unter Verwendung der relativistischen Energie-Impuls Beziehung Formel 2.3 zeigt sich, dass das Quadrat des Viererimpuls in natürlichen Einheiten gerade der Ruhemasse des Teilchens entspricht:

$$\vec{p}^2 = p_x^2 + p_y^2 + p_z^2 - \frac{E^2}{c^2} = p^2 - \frac{p^2 c^2 + m_0^2 c^4}{c^2} = -m_0^2 c^2 \quad (\text{A.8})$$

Dies lässt sich ausnutzen um Masse eines Mutterteilchens aus seinen Tochterteilchen zu rekonstruieren. Da der Viererimpuls lorentzinvariant ist, entspricht der Viererimpuls des Mutterteilchens gerade der Summe der Viererimpulse seiner Tochterteilchen. In natürlichen Einheiten lässt sich die Ruhemasse des Mutterteilchens somit nach Formel A.9 berechnen, wobei der Index  $i$  die Tochterteilchen nummeriert:

$$m_0 = \sqrt{\left( \sum_i E_i \right)^2 - \left( \sum_i p_{xi} \right)^2 - \left( \sum_i p_{yi} \right)^2 - \left( \sum_i p_{zi} \right)^2} \quad (\text{A.9})$$

## A.5. Spektren der zentralitätsabhängigen $K^0_S$ Analyse

Die folgenden Seiten zeigen die Transversalmassenspektren, die Rapiditätsspektren und die *Boltzmann-Temperatur* Spektren der  $K^0_S$  Mesonen in den vier verwendeten Zentralitätsklassen, die in Abschnitt 3.5 erklärt werden.

Die Abbildungen A.1, A.4, A.7 und A.10 zeigen die differentiellen Zählraten der  $K^0_S$  Mesonen für die verschiedenen Rapiditäts- und Transversalmassenintervalle in der jeweiligen Zentralitätsklasse, wobei die reduzierte Transversalmasse auf der x-Achse aufgetragen ist. Die verschiedenen Rapiditätsintervalle werden durch die unterschiedlichen Symbole dargestellt. Hierbei sind die einzelnen Intervalle der Übersichtlichkeit halber um Größenordnungen skaliert. Ausgefüllte Symbole stellen Rapiditätsintervalle unterhalb der mittleren Rapidität und offene Symbole oberhalb der mittleren Rapidität dar. Die mittlere Rapidität von 0,74 liegt in der Mitte des durch das Symbol \* dargestellten Intervalls. Gleichzeitig werden die Ergebnisse dieser Arbeit, die in rot dargestellt sind, mit denen aus [Sch17], welche in blau dargestellt sind verglichen. Die Geraden stellen exponentielle Funktionen, die an die Datenpunkte angepasst werden, dar.

Die Abbildungen A.2, A.5, A.8 und A.11 zeigen die integrierten differentiellen Produktionsraten von  $K^0_S$  Mesonen auf der y-Achse in Abhängigkeit von der Rapidität im Schwerpunktssystem auf der x-Achse in der jeweiligen Zentralitätsklasse. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an. Die roten Datenpunkte beschreiben erneut diese Analyse und die Blauen die Ergebnisse aus [Sch17]. Die geschlossenen Datenpunkte zeigen die direkten Ergebnisse der Integration und die offenen Datenpunkte die an der mittleren Rapidität gespiegelten Werte. Die systematischen Fehler werden über die Differenz zwischen den Ergebnissen dieser Analyse und den Ergebnissen aus [Sch17] ermittelt.

Die Abbildungen A.3, A.6, A.9 und A.12 zeigen auf der y-Achse die *Boltzmann-Temperaturen* der jeweiligen Zentralitätsklasse bei verschiedenen Rapiditäten im Schwerpunktssystem auf der x-Achse. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an. Auch in diesen Plots zeigen die roten Datenpunkte die Ergebnisse dieser Analyse und die Blauen die aus [Sch17]. Die geschlossenen Datenpunkte zeigen die direkten und die offenen die an der mittleren Rapidität gespiegelten Werte. Auch die systematischen Unsicherheiten werden erneut durch die Differenz dieser Analyse zu [Sch17] bestimmt.

Alles in Allem zeigt sich eine gute Übereinstimmung zwischen den Ergebnissen dieser Analyse und den aus [Sch17]. Die Abweichungen sind aufgrund der niedrigeren Statistik etwas größer als in der zentralitätsunabhängigen Analyse, betragen allerdings selten mehr als 20%. Darüber hinaus zeigt sich, dass die Verwendung eines neuronalen Netzwerks in Kombination mit dem verbesserten Trackingalgorithmus auch bei der zentralitätsabhängigen Analyse eine deutliche Verbesserung gegenüber der Analyse aus [Sch17] darstellt und eine deutliche Erweiterung der abgedeckten Bereiche ermöglicht.

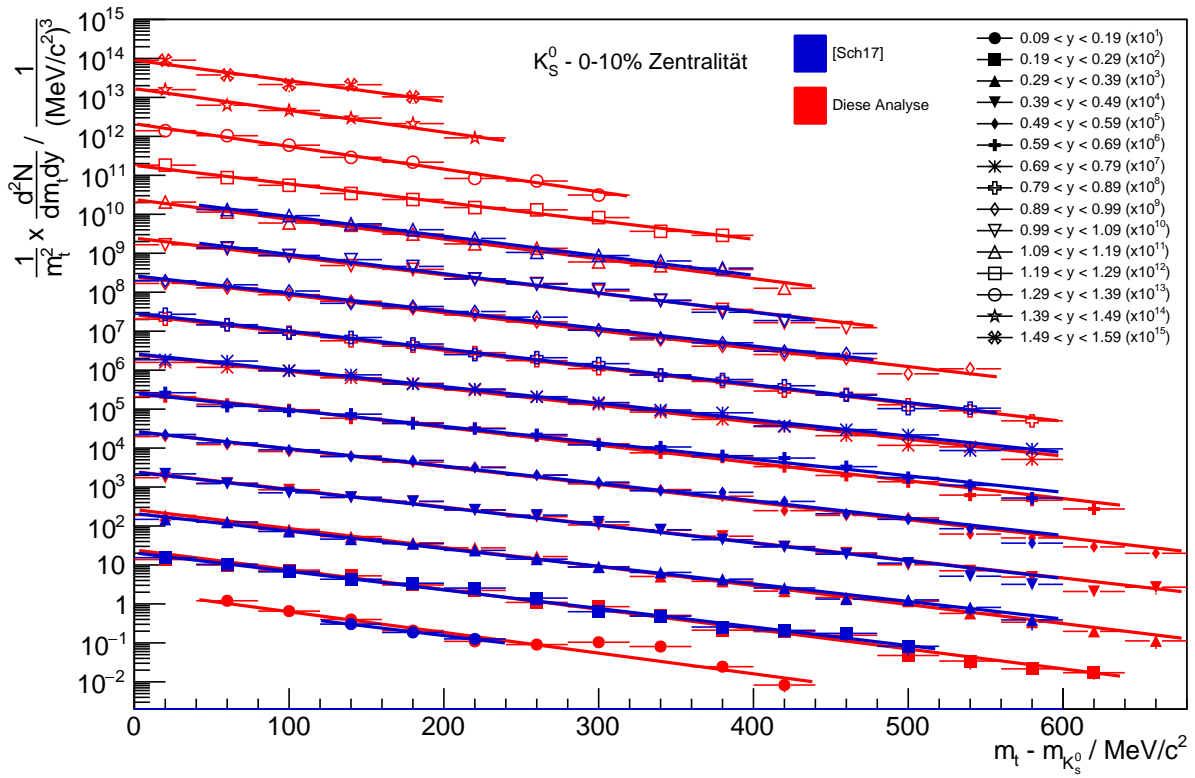


Abbildung A.1.:  $K_S^0$  Transversalmassenspektrum für Zentralitäten von 0% bis 10%.

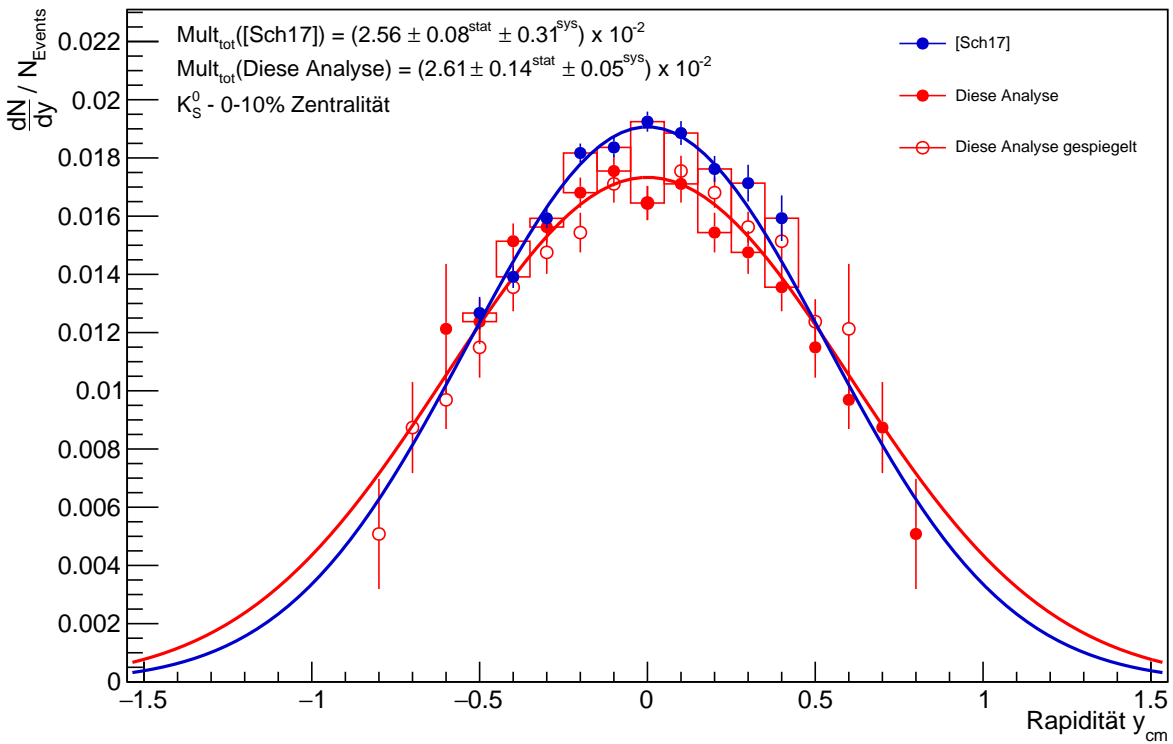


Abbildung A.2.:  $K_S^0$  Rapiditysspektrum für Zentralitäten von 0% bis 10%.



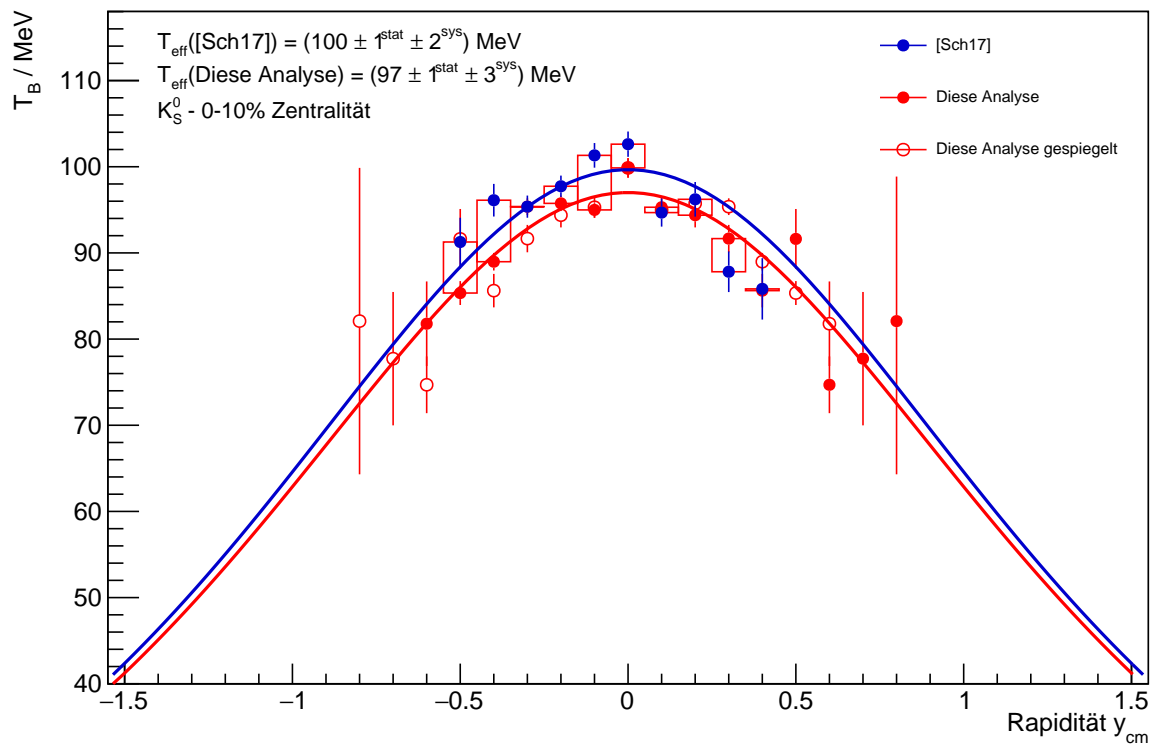


Abbildung A.3.:  $K_S^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 0% bis 10%.

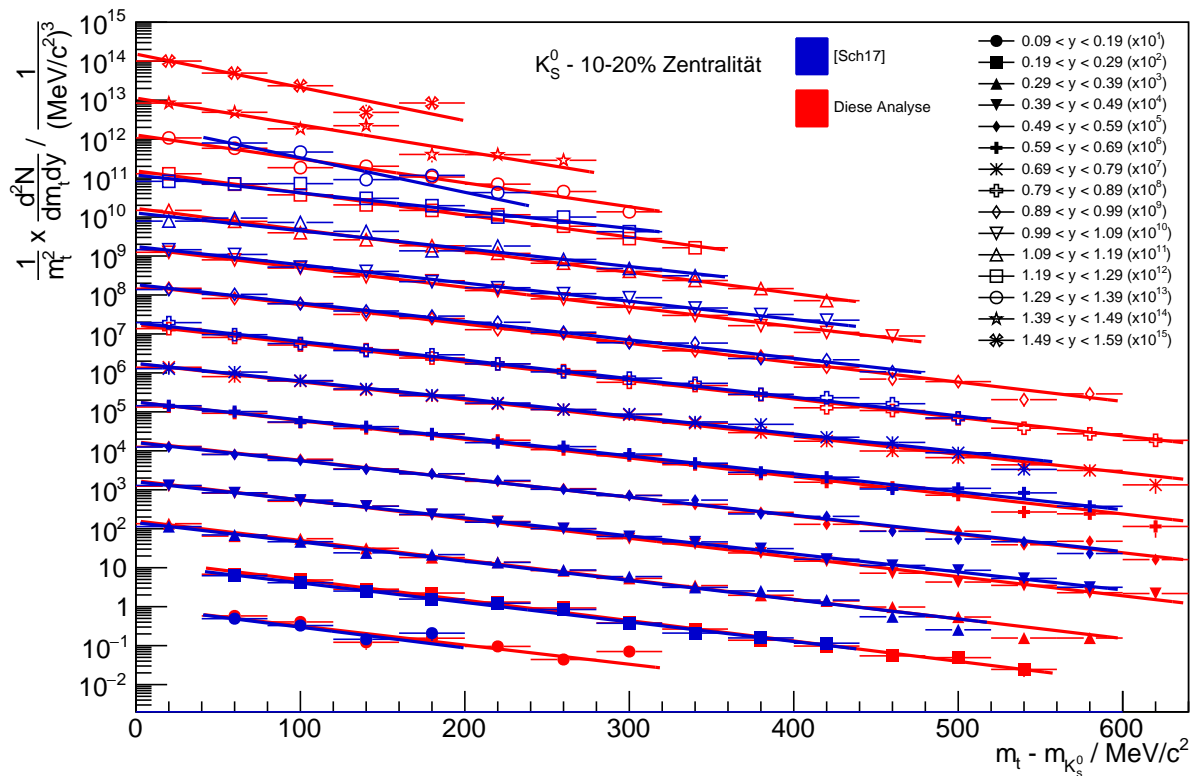


Abbildung A.4.:  $K_S^0$  Transversalmassenspektrum für Zentralitäten von 10% bis 20%.

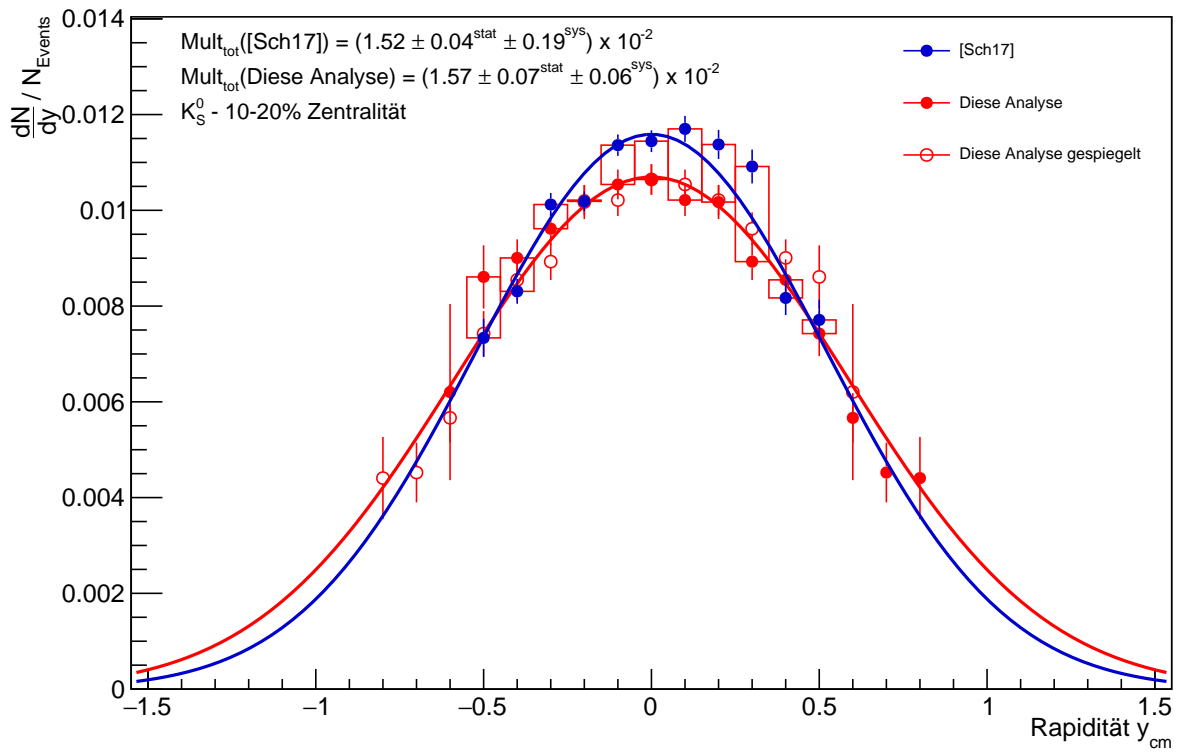


Abbildung A.5.:  $K_S^0$  Rapidityspektrum für Zentralitäten von 10% bis 20%.

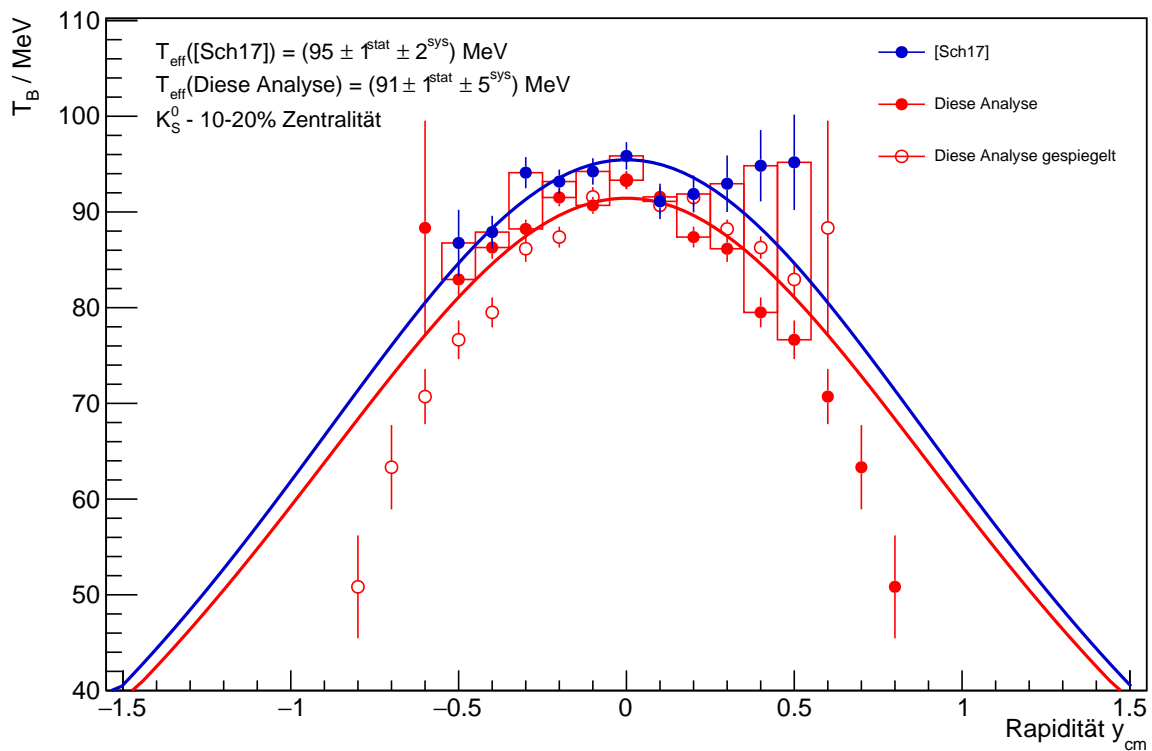


Abbildung A.6.:  $K_S^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 10% bis 20%.

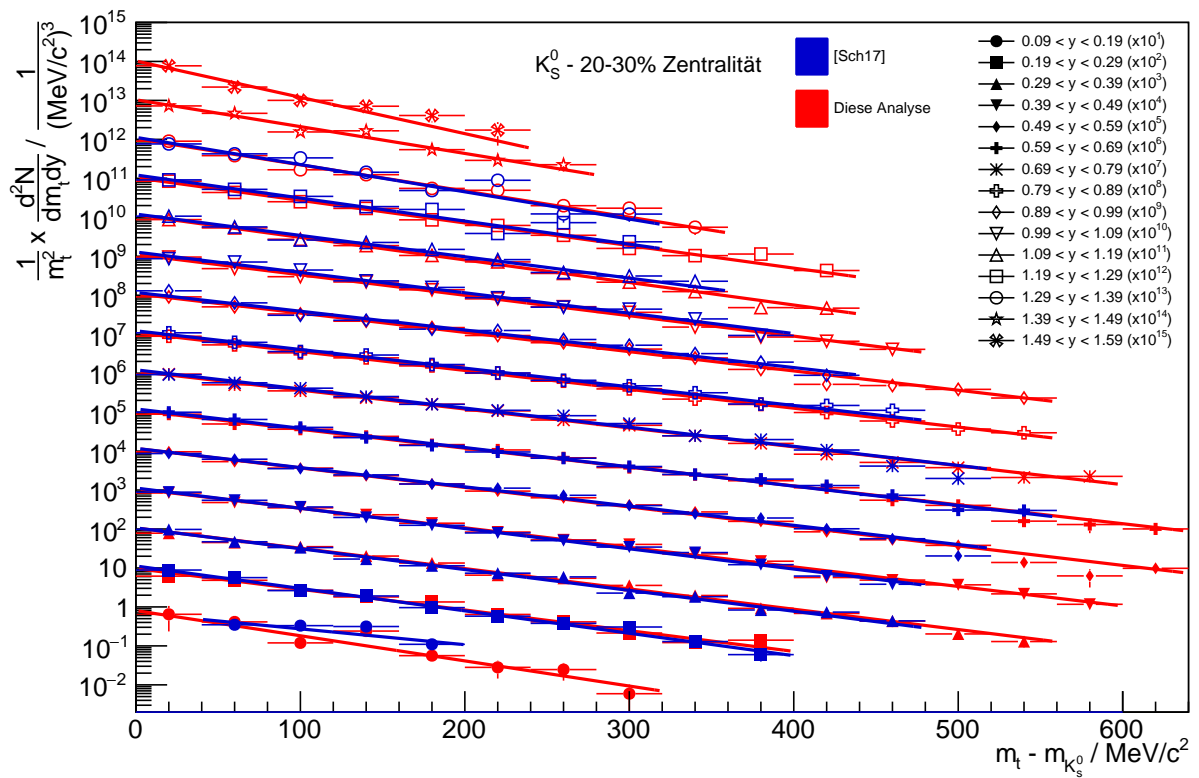


Abbildung A.7.:  $K^0_S$  Transversal massenspektrum für Zentralitäten von 20% bis 30%.

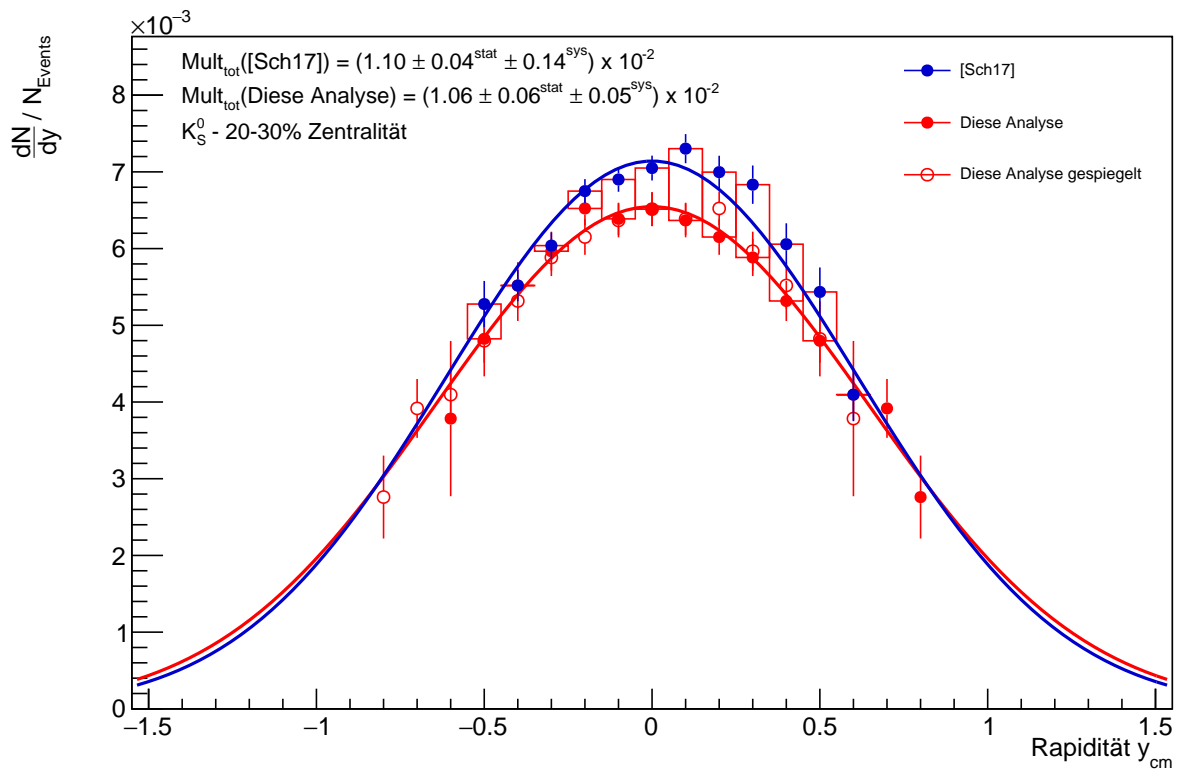


Abbildung A.8.:  $K^0_S$  Rapidityspektrum für Zentralitäten von 20% bis 30%.

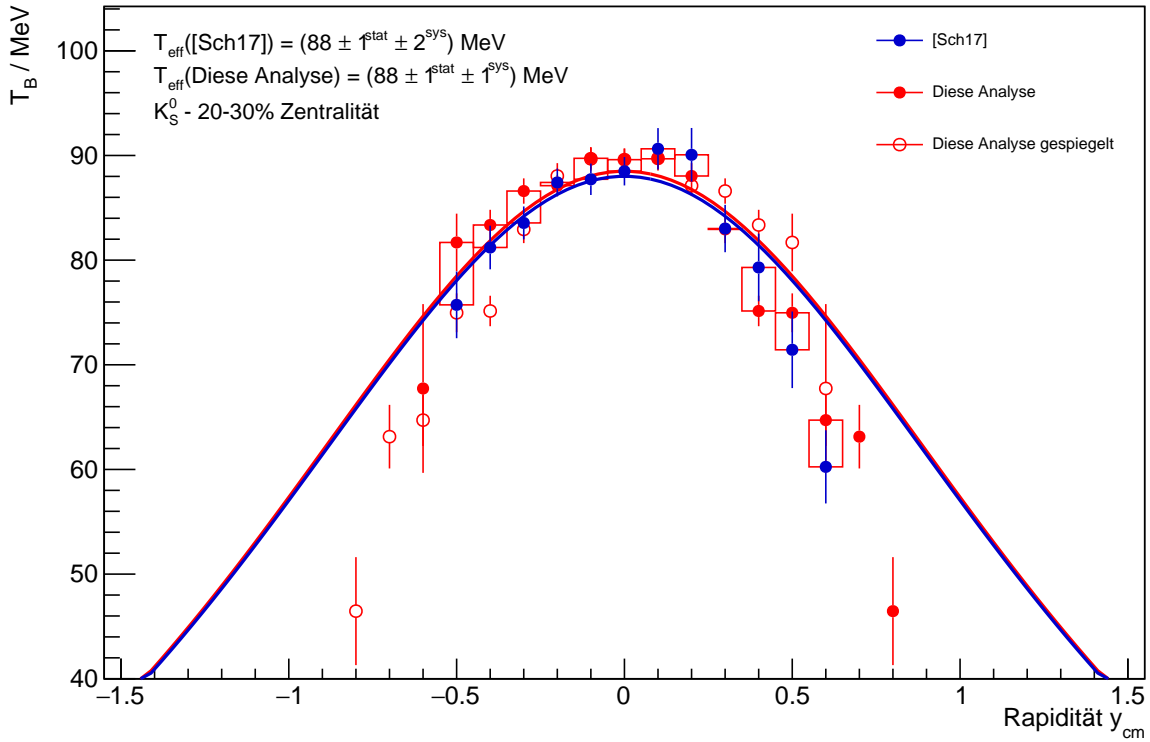


Abbildung A.9.:  $K_S^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 20% bis 30%.

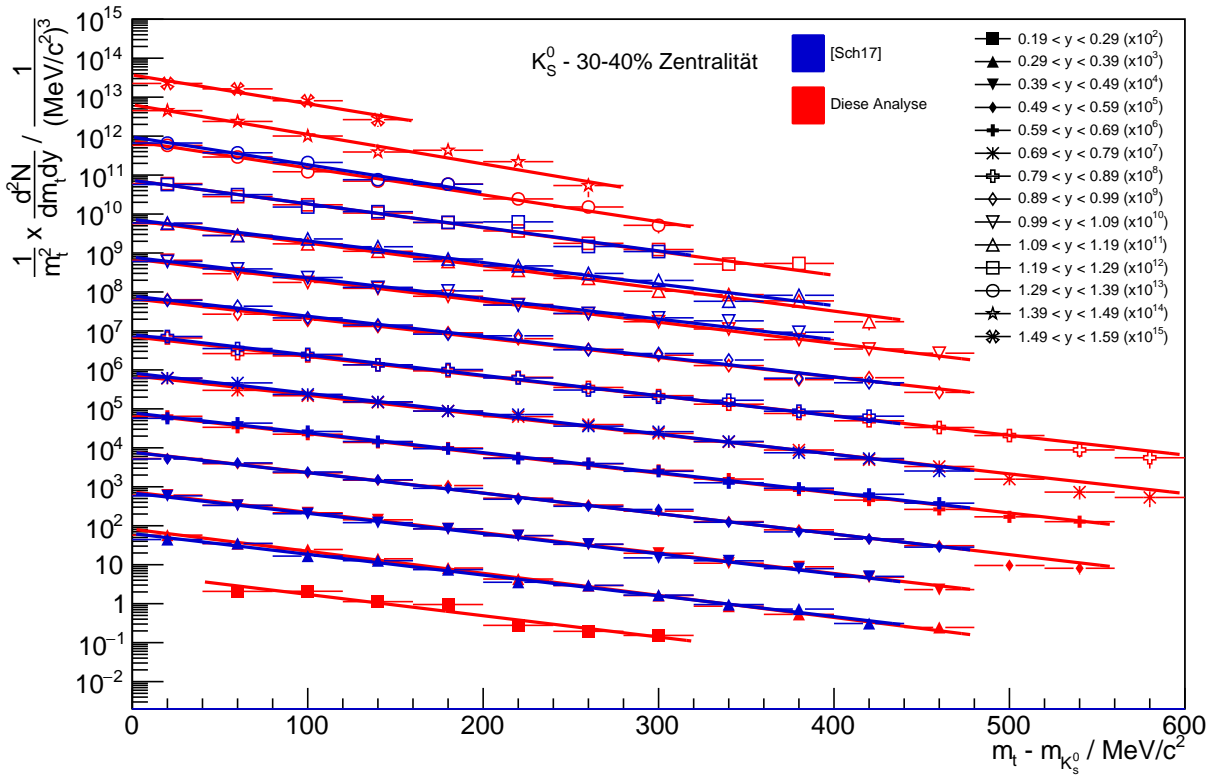
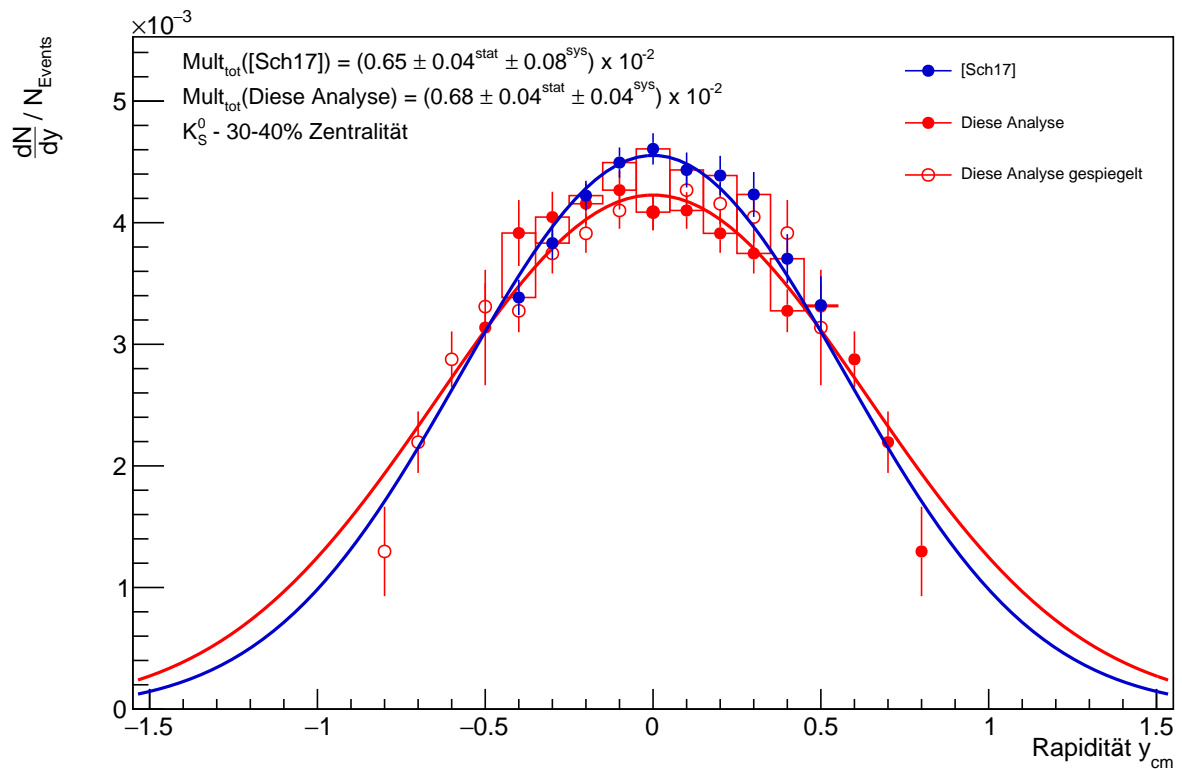
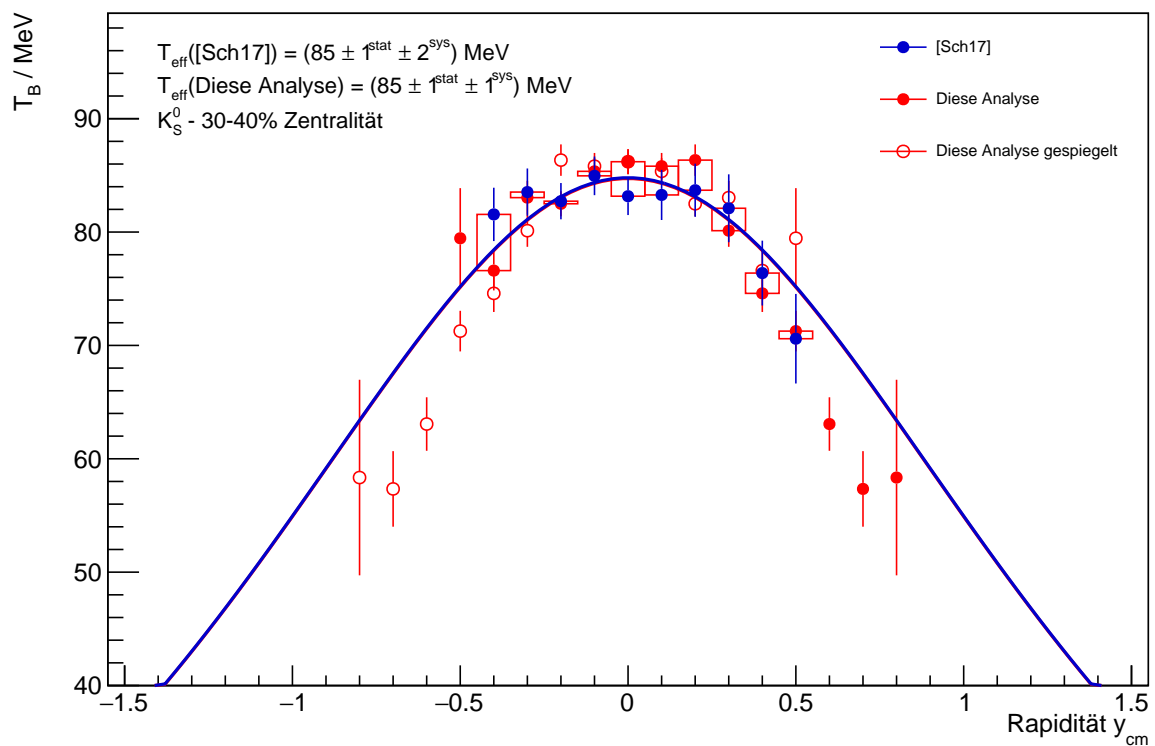


Abbildung A.10.:  $K_S^0$  Transversalmassenspektrum für Zentralitäten von 30% bis 40%.

Abbildung A.11.:  $K_S^0$  Rapiditysspektrum für Zentralitäten von 30% bis 40%.Abbildung A.12.:  $K_S^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 30% bis 40%.

## A.6. Spektren der zentralitätsabhängigen $\Lambda^0$ Analyse

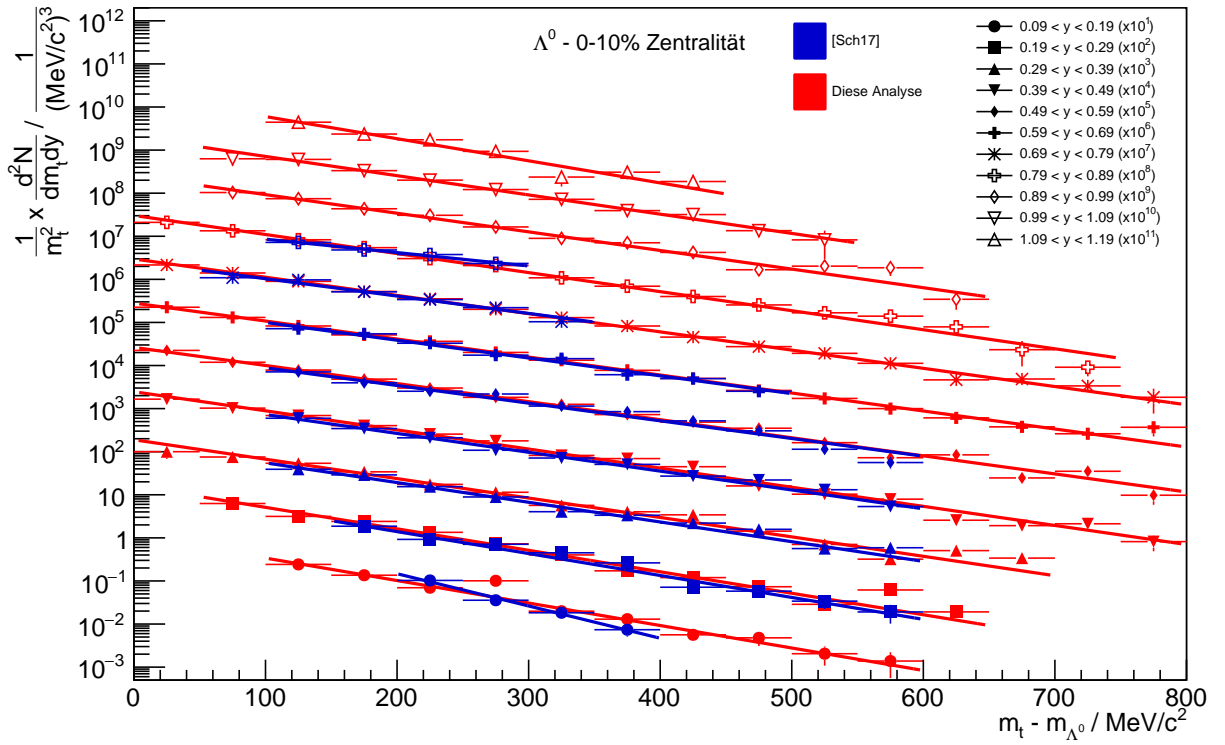
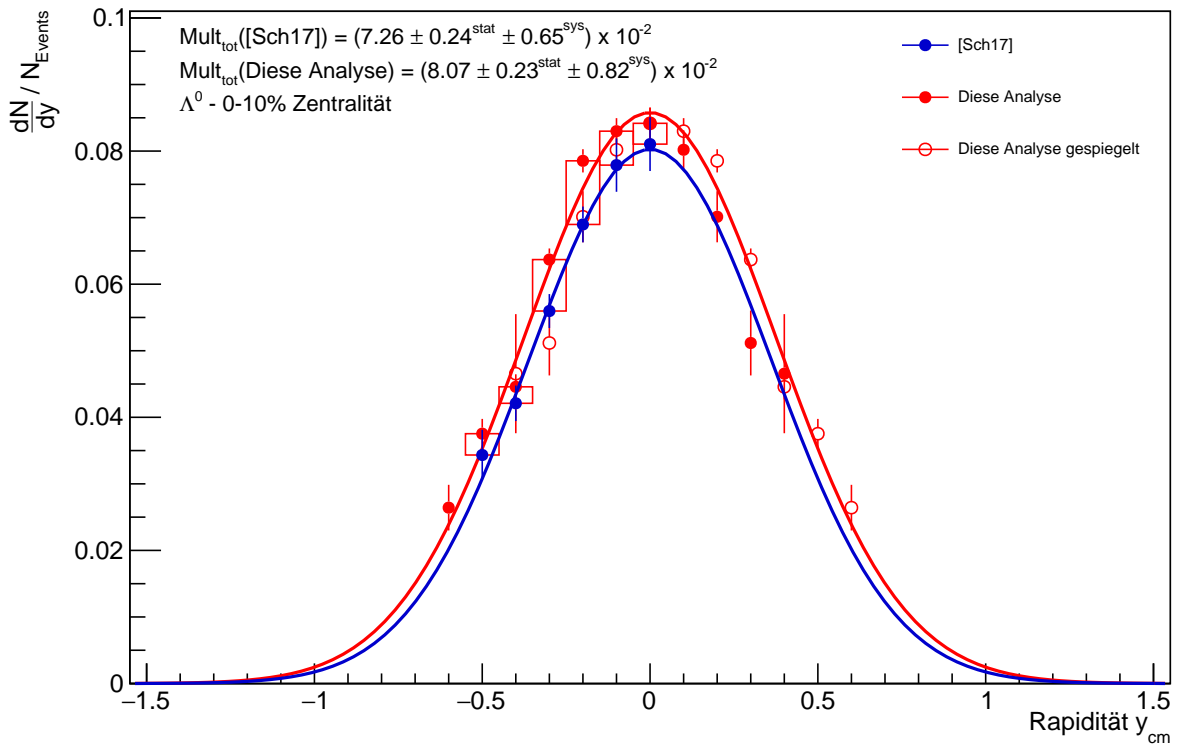
Die folgenden Seiten zeigen die Transversalmassenspektren, die Rapiditätsspektren und die *Boltzmann-Temperatur* Spektren der  $\Lambda^0$  Hyperonen in den vier verwendeten Zentralitätsklassen, die in Abschnitt 3.5 erklärt werden.

Die Abbildungen A.13, A.16, A.19 und A.22 zeigen die differentiellen Zählraten der  $\Lambda^0$  Hyperonen für die verschiedenen Rapiditäts- und Transversalmassenintervalle in der jeweiligen Zentralitätsklasse, wobei die reduzierte Transversalmasse auf der x-Achse aufgetragen ist. Die verschiedenen Rapiditätsintervalle werden durch die unterschiedlichen Symbole dargestellt. Hierbei sind die einzelnen Intervalle der Übersichtlichkeit halber um Größenordnungen skaliert. Ausgefüllte Symbole stellen Rapiditätsintervalle unterhalb der mittleren Rapidität und offene Symbole oberhalb der mittleren Rapidität dar. Die mittlere Rapidität von 0,74 liegt in der Mitte des durch das Symbol \* dargestellten Intervalls. Gleichzeitig werden die Ergebnisse dieser Arbeit, die in rot dargestellt sind, mit denen aus [Sch17], welche in blau dargestellt sind verglichen. Die Geraden stellen exponentielle Funktionen, die an die Datenpunkte angepasst werden, dar.

Die Abbildungen A.14, A.17, A.20 und A.23 zeigen die integrierten differentiellen Produktionsraten von  $\Lambda^0$  Hyperonen auf der y-Achse in Abhängigkeit von der Rapidität im Schwerpunktssystem auf der x-Achse in der jeweiligen Zentralitätsklasse. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an. Die roten Datenpunkte beschreiben erneut diese Analyse und die Blauen die Ergebnisse aus [Sch17]. Die geschlossenen Datenpunkte zeigen die direkten Ergebnisse der Integration und die offenen Datenpunkte die an der mittleren Rapidität gespiegelten Werte. Die systematischen Fehler werden über die Differenz zwischen den Ergebnissen dieser Analyse und den Ergebnissen aus [Sch17] ermittelt.

Die Abbildungen A.15, A.18, A.21 und A.24 zeigen auf der y-Achse die *Boltzmann-Temperaturen* der jeweiligen Zentralitätsklasse bei verschiedenen Rapiditäten im Schwerpunktssystem auf der x-Achse. Die Fehlerbalken geben die statistischen und die Boxen die systematischen Fehler an. Auch in diesen Plots zeigen die roten Datenpunkte die Ergebnisse dieser Analyse und die Blauen die aus [Sch17]. Die geschlossenen Datenpunkte zeigen die direkten und die offenen die an der mittleren Rapidität gespiegelten Werte. Auch die systematischen Unsicherheiten werden erneut durch die Differenz dieser Analyse zu [Sch17] bestimmt.

Alles in Allem zeigt sich eine sehr gute Übereinstimmung zwischen den Ergebnissen dieser Analyse und den aus [Sch17]. Die Abweichungen sind aufgrund der niedrigeren Statistik etwas größer als in der zentralitätsunabhängigen Analyse, betragen allerdings selten mehr als 30%. Darüber hinaus zeigt sich, dass die Verwendung eines neuronalen Netzwerks in Kombination mit dem verbesserten Trackingalgorithmus auch in der zentralitätsabhängigen Analyse eine deutliche Verbesserung gegenüber der Analyse aus [Sch17] darstellt und eine deutliche Erweiterung der abgedeckten Bereiche ermöglicht.


Abbildung A.13.:  $\Lambda^0$  Transversalmassenspektrum für Zentralitäten von 0% bis 10%.

Abbildung A.14.:  $\Lambda^0$  Rapiditätsspektrum für Zentralitäten von 0% bis 10%.

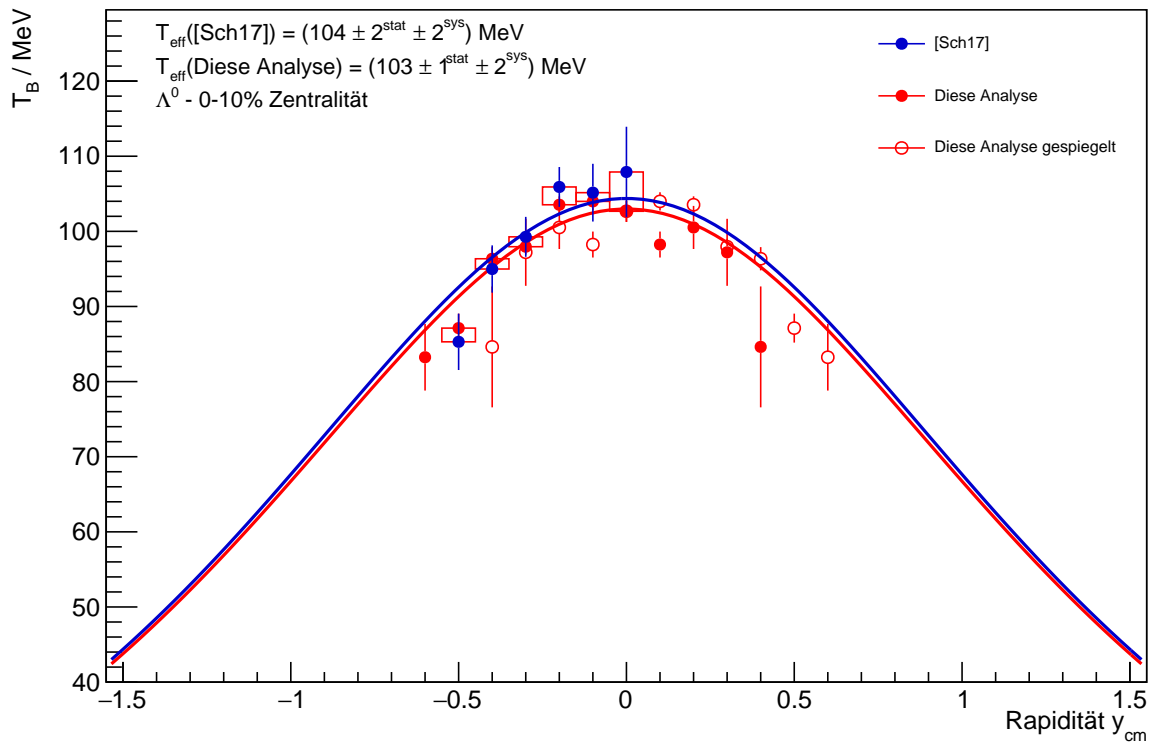


Abbildung A.15.:  $\Lambda^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 0% bis 10%.

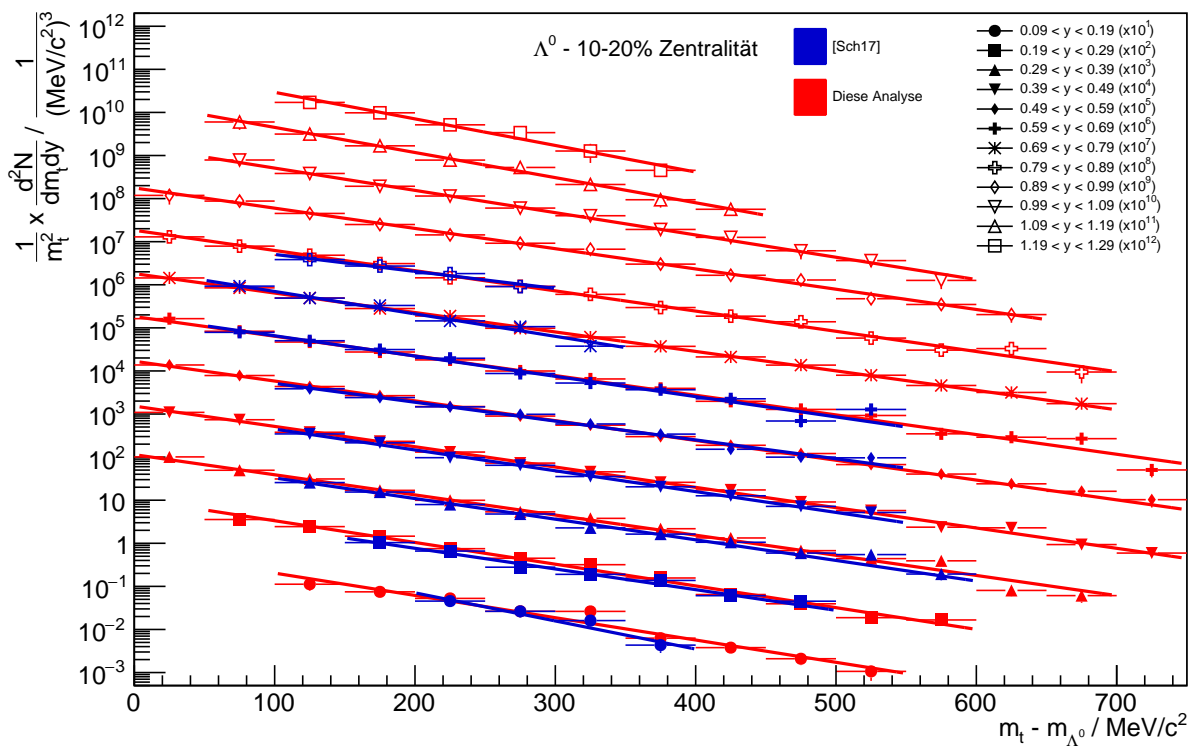
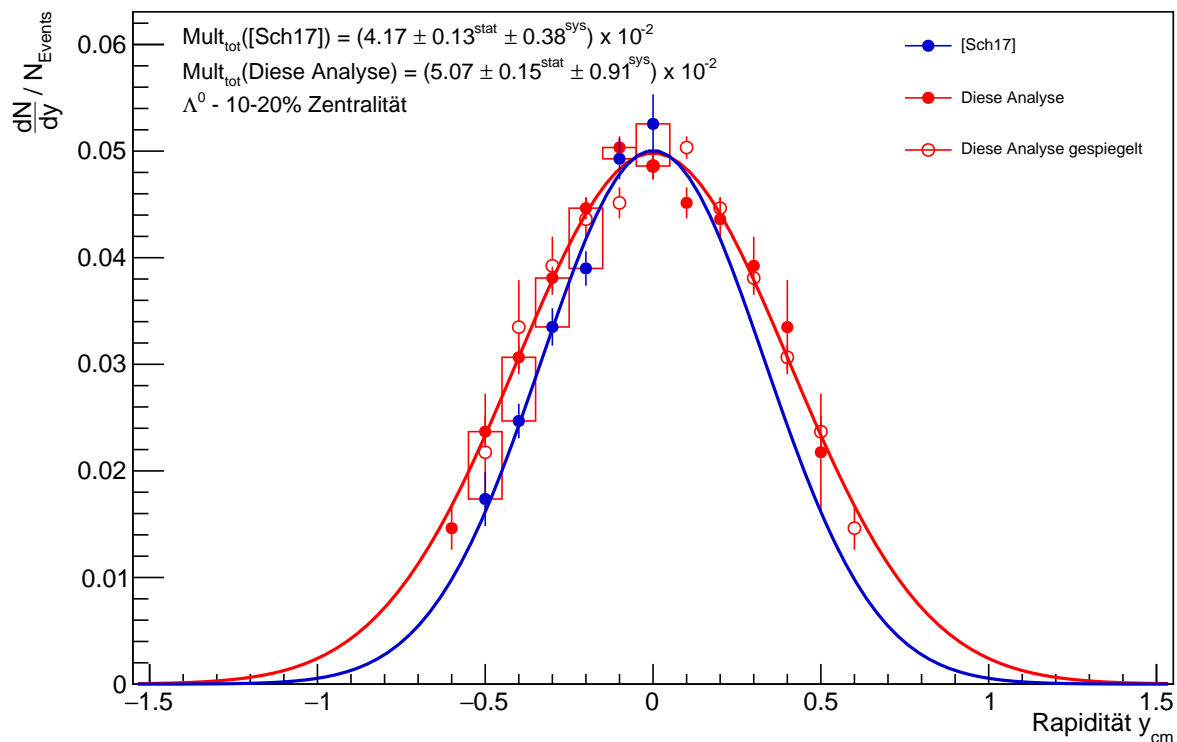
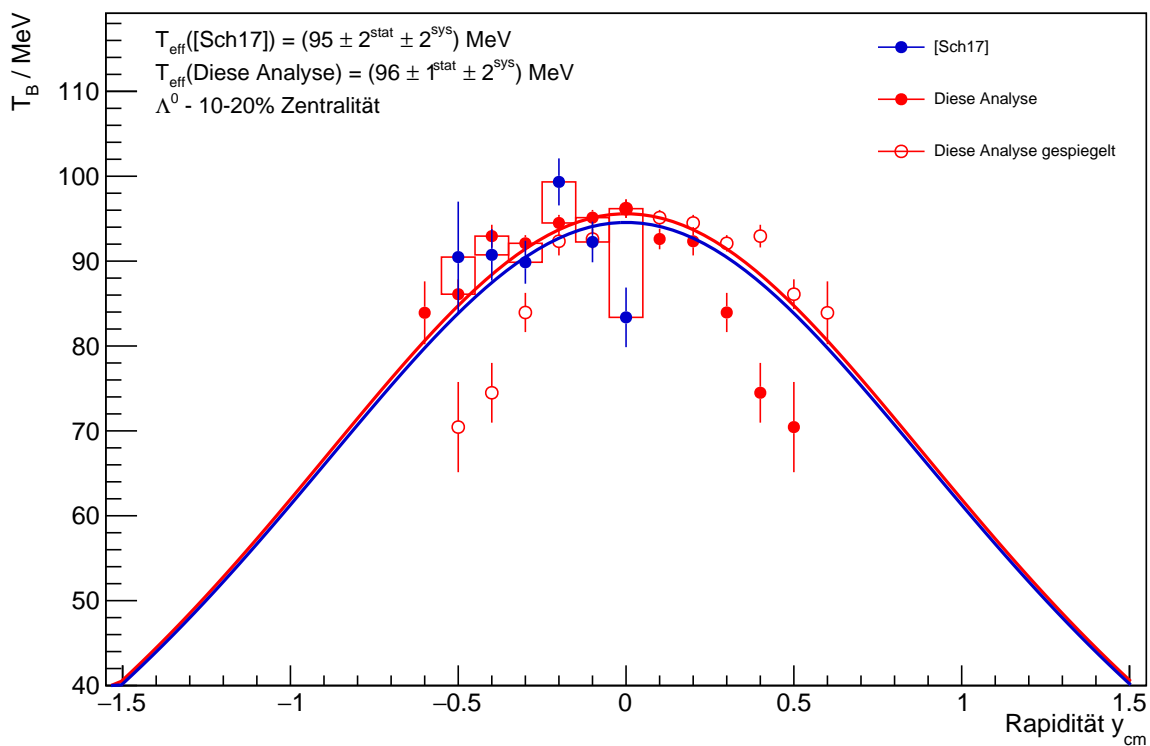


Abbildung A.16.:  $\Lambda^0$  Transversalmassenspektrum für Zentralitäten von 10% bis 20%.



Abbildung A.17.:  $\Lambda^0$  Rapidityspektrum für Zentralitäten von 10% bis 20%.Abbildung A.18.:  $\Lambda^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 10% bis 20%.

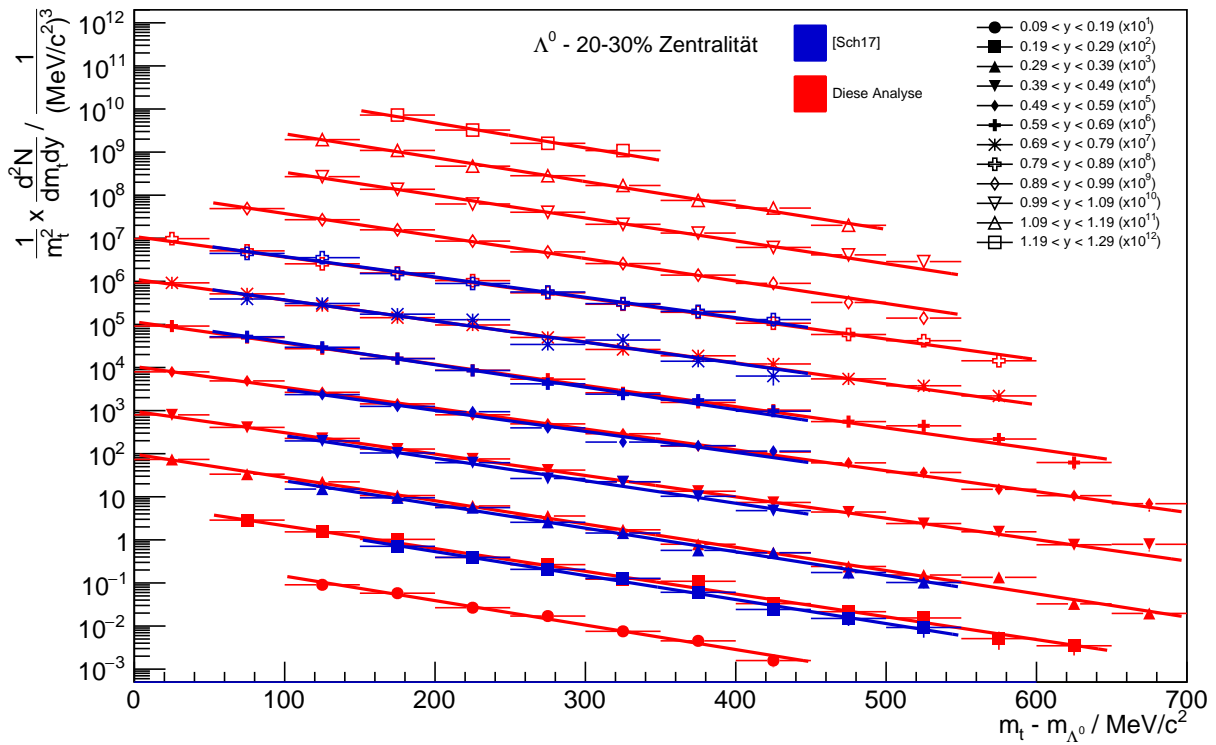


Abbildung A.19.:  $\Lambda^0$  Transversalmassenspektrum für Zentralitäten von 20% bis 30%.

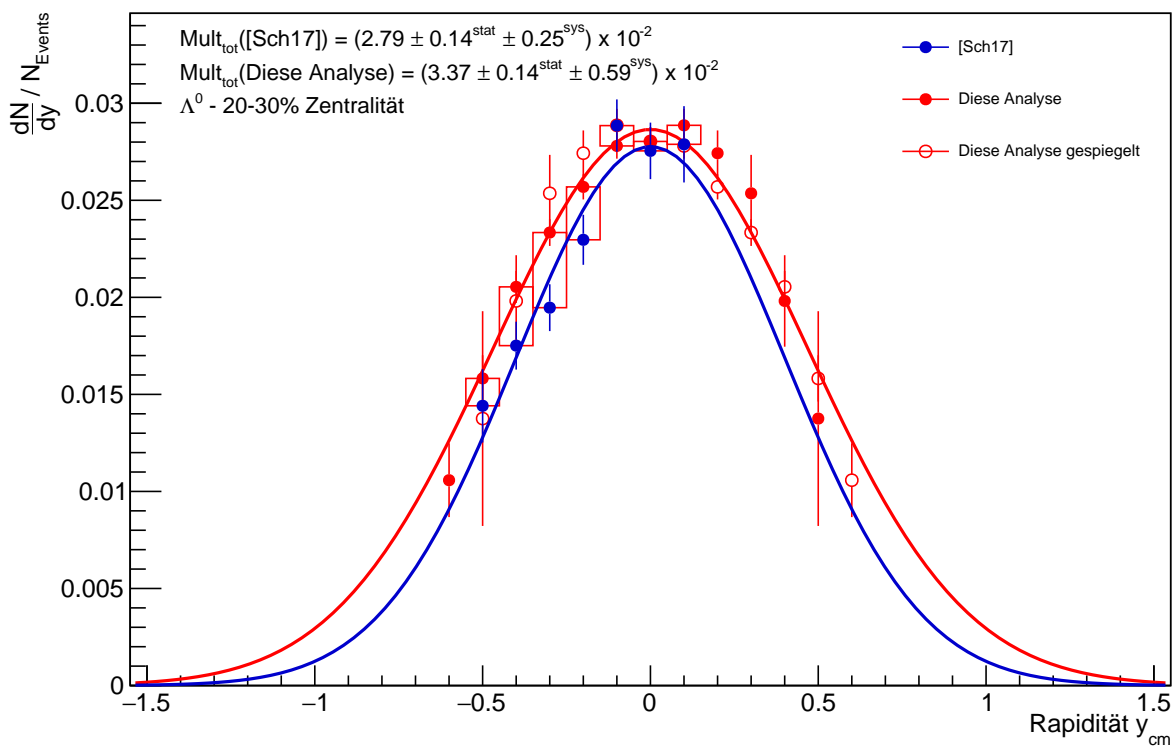


Abbildung A.20.:  $\Lambda^0$  Rapiditysspektrum für Zentralitäten von 20% bis 30%.

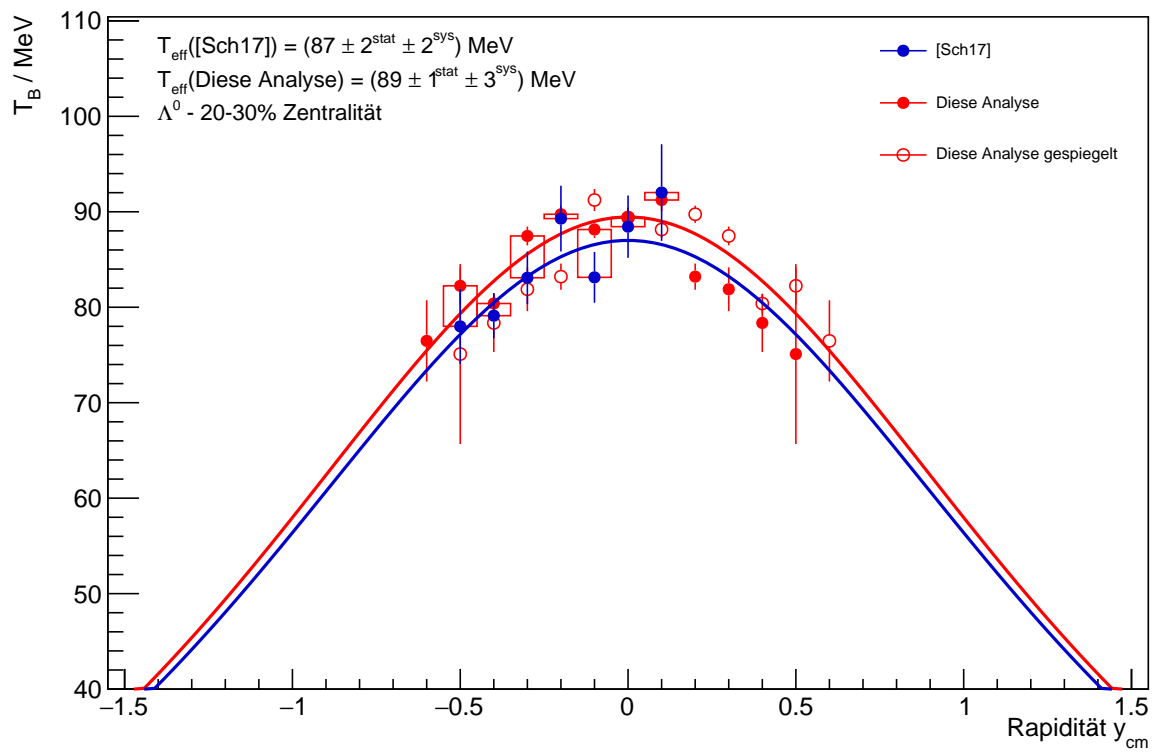


Abbildung A.21.:  $\Lambda^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 20% bis 30%.

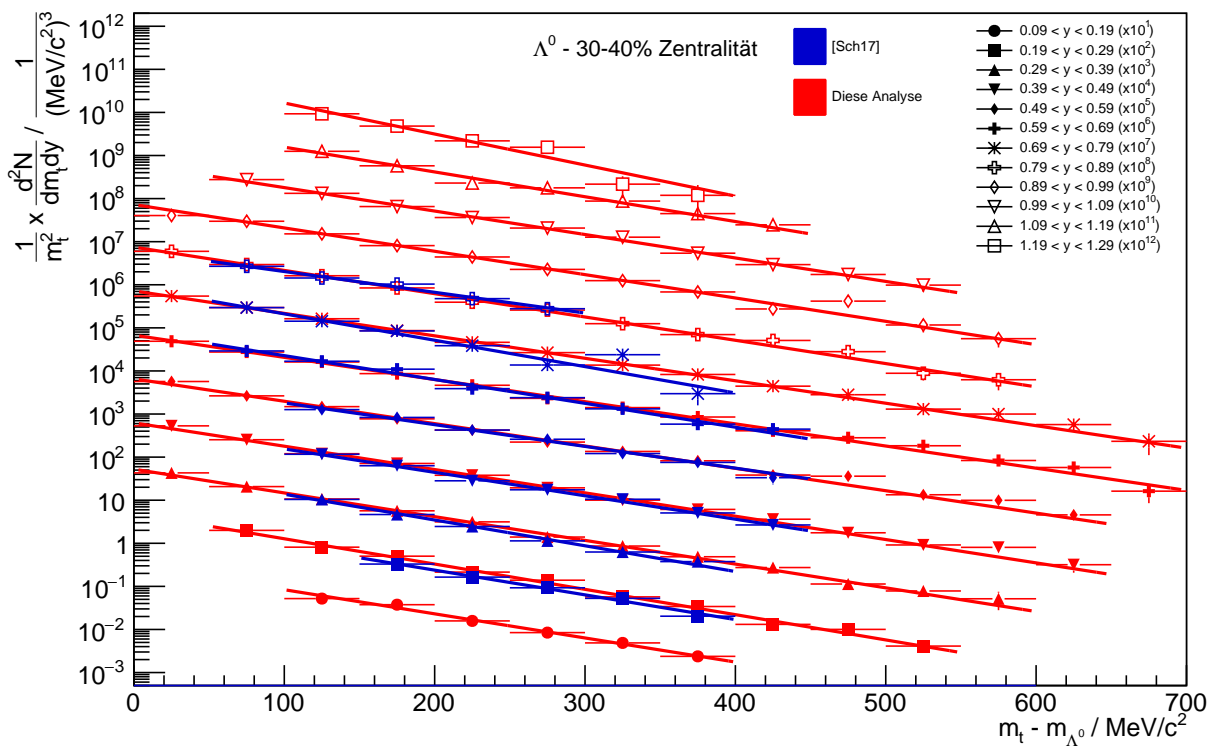


Abbildung A.22.:  $\Lambda^0$  Transversalmassenspektrum für Zentralitäten von 30% bis 40%.

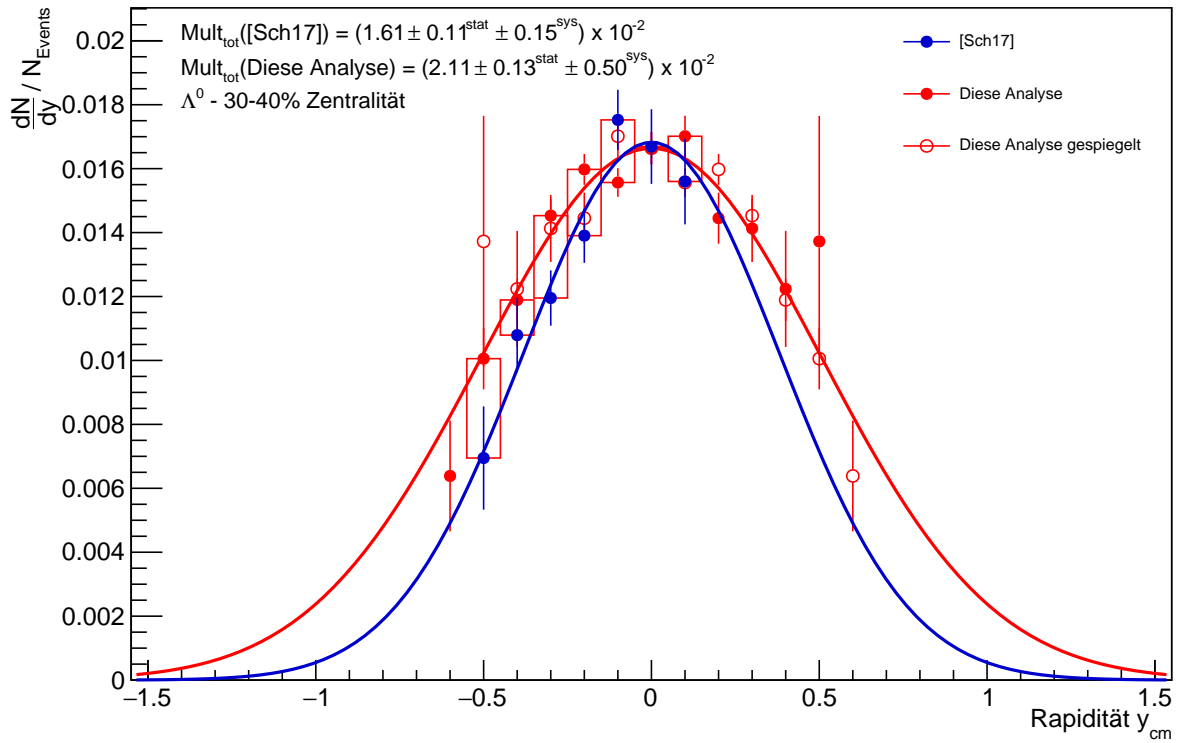


Abbildung A.23.:  $\Lambda^0$  Rapiditysspektrum für Zentralitäten von 30% bis 40%.

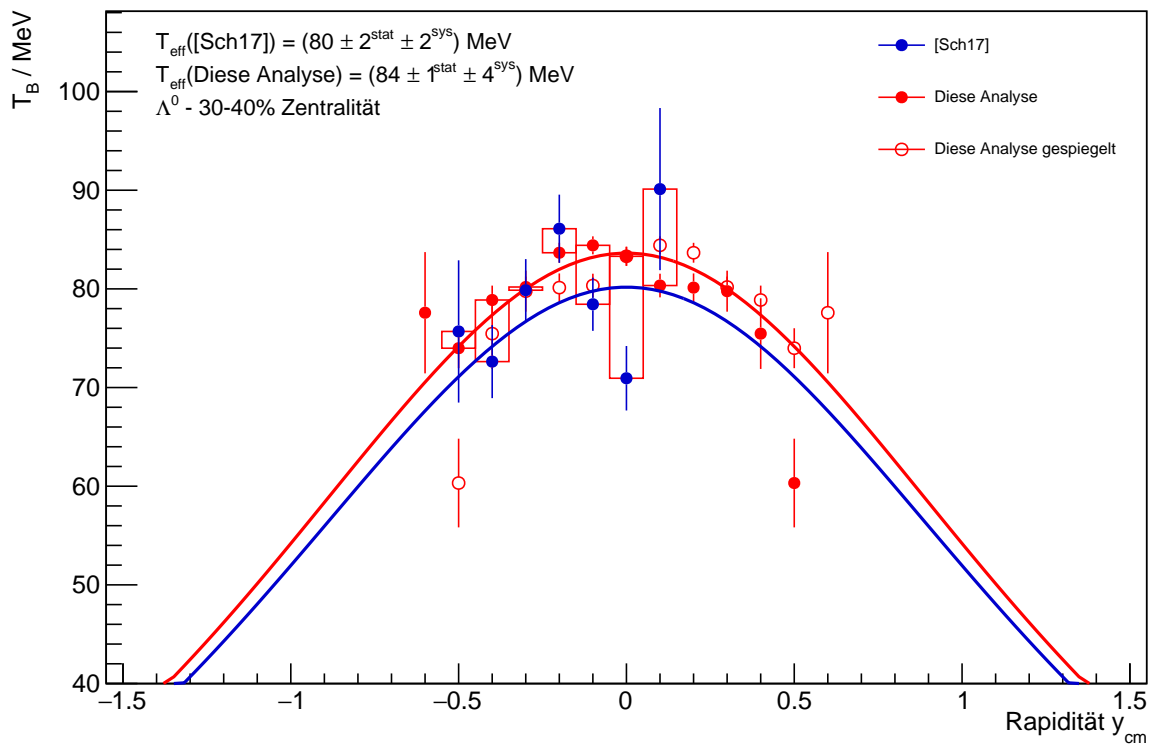


Abbildung A.24.:  $\Lambda^0$  Boltzmann-Temperaturen für Zentralitäten von 30% bis 40%.

# Literaturverzeichnis

- [Ada17-1] J. Adamczewski-Musch et al. HADES Collaboration - *Deep sub-threshold  $\phi$  production and implications for the  $K^+/K^-$  freeze-out in Au+Au collisions* - arXiv:1703.08418 [nucl-ex] - 2017
- [Ada17-2] J. Adamczewski-Musch et al. HADES Collaboration - *Centrality determination of Au+Au collisions at 1.23A GeV with HADES* - arXiv:1712.07993v1 - 2017
- [Aga09-1] G. Agakishiev et al. HADES Collaboration - *Deep sub-threshold  $\Xi^-$  production in Ar+KCl reactions at 1.76A GeV* - arXiv:0907.3582 [nucl-ex] - 2009
- [Aga09-2] G. Agakishiev -  *$\Phi$  decay: an relevant source for  $K^-$  production at SIS energies?* - arXiv:0902.3487v1 [nucl-ex] - 2009
- [Aga15] G. Agakishiev et al. HADES Collaboration - *Subthreshold  $\Xi^-$  Production in Collisions of  $p(3.5..GeV)+Nb$*  - arXiv:1501.03894 [nucl-ex] - 2015
- [Aga16] G. Agakishiev et al. HADES Collaboration - *Statistical model analysis of hadron yields in proton-nucleus and heavy-ion collisions at SIS 18 energies* *Statistical hadronization model analysis of hadron yields in  $p + Nb$  and  $Ar + KCl$  at SIS18 energies* - 2016
- [Fel98] G. J. Feldman und R. D. Cousins - *Unified approach to the classical statistical analysis of small signals* - Phys. Rev. D57, 3873 - 1998
- [Fer09] D. B. Fernández - *The Front-End Electronics of the HADES timing RPCs wall: design, development and performances analysis* - Dissertation Universitade de Santiago De Compostela - 2009
- [Gsi17] GSI Helmholtzzentrum für Schwerionenforschung - Beschleunigeranlage - Website <https://www.gsi.de/forschungbeschleuniger/beschleunigeranlage.htm> - 2017
- [Had09] HADES Kollaboration - *The High-Acceptance Dielectron Spectrometer HADES* - arXiv:0902.3478v2 [nucl-ex] - 2009
- [Had17] HADES Kollaboration - Official HADES website - Website <https://hades.gsi.de/> - 2017
- [Hen18] R. Hensch und J. Stumm - Private Kommunikation - 2018
- [Kar15] B. Kardan - *Centrality Determination at 1.23 AGeV Gold-Gold Collision and Readout-Electronics for the HADES Electromagnetic Calorimeter* - Master Arbeit Goethe Universität Frankfurt - 2015

- [Lin01] E. Lins - Entwicklung eines Auslese- und Triggersystems zur Leptonenidentifizierung mit dem HADES-Flugzeitdetektor - Dissertation Justus-Liebig-Universität Gießen - 2001
- [Lor08] M. Lorenz - Geladene Kaonen Produktion in Ar+KCl Reaktionen bei 1.756 AGeV - Diplomarbeit Goethe Universität Frankfurt - 2008
- [Lor12] M. Lorenz - *Vector meson production in p+Nb reactions and statistical particle production in Ar+KCl collisions* - Dissertation Goethe Universität Frankfurt - 2012
- [Mai11] A. Maire - *A commonly conjectured form of the phase diagram* - CERN - 2011
- [Mar05] J. Markert - Untersuchung zum Ansprechverhalten der Vieldraht-Driftkammern niedriger Massenbelegung des HADES Experimentes - Dissertation Goethe Universität Frankfurt - 2005
- [Mil07] M. Miller, K. Reygers, S. Sanders und P. Steinberg - *Glauber Modeling in High Energy Nuclear Collisions* - arXiv:nucl-ex/0701025v1 - 2007
- [Pat16] C. Patrignani *et al.* (Particle Data Group) - *Particle Physics Booklet* - Chin. Phys. C, 40, 100001 (1016) - 2016
- [Pec18] O. Pechenova - Private Kommunikation - 2018
- [Pov14] B. Povh, K. Rith, C. Scholz, F. Zetsche und W. Rodejohann - Teilchen und Kerne, Eine Einführung in die physikalischen Konzepte - 9. Auflage - Springer Spektrum - 2014
- [Sch08] A. M. Schmäh - Produktion von Seltsamkeit in Ar+KCl Reaktionen bei 1.756 AGeV mit HADES - Dissertation Technische Universität Darmstadt - 2008
- [Sch16] H. Schuldes - *Charged kaon and phi reconstruction in Au+Au collisions at 1.23 AGeV* - Dissertation Goethe Universität Frankfurt - 2016
- [Sch17] T. Scheib - *A and  $K^0_S$  Production in Au+Au Collisions at 1.23A GeV* - Dissertation Goethe Universität Frankfurt - 2017
- [Sel17] P. Sellheim - *Reconstruction of the low-mass dielectron signal in 1.23A GeV Au+Au collisions* - Dissertation Goethe Universität Frankfurt - 2017
- [Wil10] F. Wilczek - *Lightness of being: Mass, ether, and the unification of forces* - 2010

# Selbstständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die Arbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen und Hilfsmittel verfasst habe. Alle Stellen der Arbeit, die wörtlich oder sinngemäß aus Veröffentlichungen oder aus anderen fremden Texten entnommen wurden, sind von mir als solche kenntlich gemacht worden. Ferner erkläre ich, dass die Arbeit nicht - auch nicht auszugsweise - für eine andere Prüfung verwendet wurde.

Frankfurt am Main, 12.04.2018

Simon Spies





# Danksagung

Zuallererst möchte ich mich bei Prof. Joachim Stroth für die Aufnahme in die HADES Kollaboration und seine Arbeitsgruppe bedanken. Außerdem danke ich ihm für die Möglichkeit diese Arbeit anzufertigen, seine Hilfe bei Fachfragen, das Korrekturlesen dieser Arbeit und die Ermöglichung der Teilnahme an den HADES Kollaborationsmeetings XXIV und XXXV, sowie der DPG-Frühjahrstagung 2018.

Bei Dr. Manuel Lorenz bedanke ich mich für die ausgezeichnete Betreuung dieser Arbeit, seine ausführlichen und gut verständlichen Erklärungen zu den physikalischen Hintergründen sowie das sehr angenehme Arbeitsklima. Darüber hinaus danke ich ihm für die unzähligen Hilfestellungen zum wissenschaftlichen Schreiben und das Korrekturlesen dieser Arbeit.

Des Weiteren möchte ich Dr. Timo Scheib für die Bereitstellung der Ergebnisse seiner Dissertation [Sch17] sowie für seine Hilfestellungen bei der Einarbeitung in das Thema zu Beginn meiner Arbeit danken.

Bei Dr. Szymon Harabasz bedanke ich mich für die Bereitstellung von fertigen Codes zur Durchführung der *Mixed-Event-Analyse*, sowie zur Verwendung des neuronalen Netzwerks. Hierbei bedanke ich mich auch für seine hilfreichen Erklärungen zu besagten Codes und seine Erklärungen zum physikalischen Hintergrund.

Roman Hensch und Julia Stumm danke ich für die Bereitstellung der Vorhersagen für die  $\Xi^-$  Produktionsrate in thermischen Modellen.

Weiterer Dank geht an Prof. Tetyana Galatyuk, Dr. Heidi Schuldes, Dr. Patrick Sellheim und Melanie Szala für diverse weitere Unterstützungen beim Durchführen der Analyse, sowie zum Verständnis des physikalischen Hintergrunds.

Darüber hinaus möchte ich Dr. Jochen Markert für die Berechnung und Pflege der Daten, der Makros und des Rechenclusters sowie der benötigten Toolkits danken. Außerdem danke ich ihm für die vielen spannenden Diskussionen zu diversen Themen des Alltags sei es in der Mittagspause, beim Kollaborationsmeeting oder zwischendurch im Flur.

Dem gesamten Detektorteam der HADES Kollaboration danke ich für die Entwicklung, den Bau, die Wartung und den Betrieb des HADES Detektors ohne den diese Arbeit selbstverständlich nicht möglich gewesen wäre. Des Weiteren danke ich ihnen für diverse Erklärungen bezüglich Funktion und Besonderheiten des Detektors.

Ich danke auch allen nicht namentlich genannten Mitgliedern der HADES Kollaboration, deren Arbeit zur Durchführung dieser Arbeit unerlässlich gewesen ist.

Zum Schluss möchte ich noch meiner Familie, meinen Angehörigen und meinen Freunden für die kontinuierliche Unterstützung meines Studiums danken. Gleichzeitig bedanke ich mich bei allen, die mich bei der Suche nach Rechtschreib- und Formulierungsfehlern in dieser Arbeit unermüdlich unterstützt haben.