



Stella Katharina Wermuth

Untergrundabschätzung durch Linearkombinationen
von Theorievariationen des Dijet Massenspektrums
für die Trigger-Level Analyse des ATLAS Experimentes

Bachelorarbeit

HD-KIP-19-13

**Fakultät für Physik und Astronomie
Ruprechts-Karls-Universität Heidelberg**

Bachelorarbeit im Studiengang Physik
vorgelegt von

Stella Katharina Wermuth

geboren in Darmstadt

2019

**Untergrundabschätzung durch
Linearkombinationen von Theorievariationen
des Dijet Massenspektrums für die
Trigger-Level Analyse des ATLAS Experimentes**

Die Bachelorarbeit wurde erstellt von
Stella Katharina Wermuth
am Kirchhoff-Institut für Physik in Heidelberg
unter der Betreuung von
Frau apl. Prof. Dr. Monica Dunford

Zusammenfassung

Die Suche nach Resonanzen im Dijet Massenspektrum bietet einen modellunabhängigen Ansatz zur Suche nach neuer Physik am Large Hadron Collider. Die Analyse dieses Spektrums geht aufgrund der großen Datenmengen mit hohen Anforderungen an eine Untergrundabschätzung einher. Dies gilt im Besonderen für die Trigger-Level Analyse (TLA), die eine unreduzierte statistische Präzision im sub-TeV Bereich des Massenspektrums aufweist. Die weitere Akkumulation der Daten macht künftig eine alternative Methode für die Untergrundabschätzung notwendig. Ein Ansatz dazu wird in dieser Arbeit mittels Linearkombinationen von LO- und NLO-Theorievariationen des Dijet Massenspektrums untersucht. Es werden die Methode im Allgemeinen sowie die Ergebnisse mit den TLA Daten von 2016 präsentiert. Weitere Untersuchungen der Methode werden unter Anwesenheit von injizierten Signalen durchgeführt. Dabei ermöglicht die Methode eine gute Beschreibung der Daten, jedoch sind weitere Modifikationen nötig, um eine Anpassung der Untergrundabschätzung an potentielle Signale zu vermeiden.

Abstract

The search for resonances in the dijet mass spectrum offers a model-independent approach to search for new physics at the Large Hadron Collider. The analysis of this spectrum makes high demands on a background estimate due to the large amounts of data. This is particularly the case for the trigger-level analysis (TLA), which utilizes unreduced statistical precision in the sub-TeV range of the mass spectrum. Further accumulation of data will require an alternative background estimation method. One approach is explored in this work by using linear combinations of LO and NLO theory variations of the dijet mass spectrum. The method in general and the results with the 2016 TLA data are presented. Further investigations of the method are carried out in the presence of injected signals. The method allows a good description of the data, but further modifications are necessary to avoid adaptation of the background estimation to potential signals.

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	1
1.1. Standardmodell der Teilchenphysik	1
1.2. Jetproduktion	2
1.3. Simulationen des Dijet Spektrums	4
1.4. ATLAS Experiment	6
1.5. Triggersystem	8
1.6. Dijet Trigger-Level Analyse	9
2. Untergrundabschätzung des Dijet Spektrums	11
2.1. Etablierter Sliding Window Fit	11
2.2. Linearkombinationen von Theorievariationen	13
2.3. Auswahlverfahren der Variationen	14
2.4. Quantifizierung der Güte der Untergrundabschätzung	15
3. Ergebnisse	17
3.1. J75 Daten	17
3.2. J100 Daten	21
3.3. Vergleich der LO- und NLO-Variationen	24
3.4. Injizierte Signale	27
3.4.1. Signal bei 1000 GeV	27
3.4.2. Signal bei 1500 GeV	31
3.5. Diskussion der Ergebnisse	35
3.6. Problematik und Lösungsansätze	36
3.7. Ausblick	37
4. Zusammenfassung	39
A. Anhang	40

1. Einleitung

1.1. Standardmodell der Teilchenphysik

Das Standardmodell der Teilchenphysik beschreibt alle bekannten Elementarteilchen und deren nicht-gravitative Wechselwirkungen. Abbildung 1.1 fasst diese grafisch zusammen. Sie können eingeteilt werden in Fermionen und Bosonen, wobei Fermionen Teilchen mit halbzahligem und Bosonen Teilchen mit ganzzahligem Spin sind.

Zu den Fermionen zählen Quarks und Leptonen, welche in jeweils drei Generationen mit zwei Teilchen pro Generation unterteilt werden. Sie unterscheiden sich innerhalb einer Generation unter anderem in ihrer Masse und ihrer Ladung. Zu jedem fermionischen Teilchen existiert ein Antiteilchen, welches die entgegengesetzte Ladung und Quantenzahlen hat, jedoch in allen weiteren Eigenschaften mit dem Teilchen übereinstimmt.

Quarks tragen eine elektrische Ladung von $+2/3$ oder $-1/3$. Die Quarks der ersten Generation sind das Up- und das Down-Quark, die der zweiten Generation sind das Charm- und das Strange-Quark und die der dritten Generation sind das Top- und das Bottom-Quark. Alle Quarks treten in gebundenen Zuständen genannt Hadronen auf.¹

Leptonen sind Elektronen, Myonen sowie Tauonen, jeweils mit einer elektrische Ladung von -1 , sowie deren zugehörigen Neutrinos, mit einer elektrischen Ladung von 0 . Neutrinos wechselwirken einzig über die schwache Wechselwirkung.

Drei der vier Wechselwirkungen lassen sich durch die Quantenfeldtheorie mit Hilfe von Eichbosonen beschreiben. Die elektromagnetische Wechselwirkung wird durch masselose Photonen (γ) vermittelt, welche an elektrische Ladung koppeln. Daher wechselwirken alle Fermionen bis auf Neutrinos elektromagnetisch. Die schwache Wechselwirkung wird von W^\pm und Z^0 Bosonen getragen, welche an die Hyperladung koppeln, sodass alle Fermionen schwach wechselwirken können. Aufgrund der Masse dieser Austauschteilchen ist die schwache Wechselwirkung unterdrückt. Die schwache und die elektromagnetische Wechselwirkung können zu der elektroschwachen Wechselwirkung vereinigt werden. Die dritte Kraft ist die starke Wechselwirkung. Sie wird durch die Quantenchromodynamik

¹Nichtgebundene Quarks treten in einem Quark-Gluonen-Plasma oder kurz nach ihrer Erzeugung auf.

Drei Generationen der Materie (Fermionen)				
I	II	III		
Massen → Ladung → Spin → Name →	2,3 MeV $\frac{2}{3}$ $\frac{1}{2}$ up U	1,275 GeV $\frac{2}{3}$ $\frac{1}{2}$ charm C	173,07 GeV $\frac{2}{3}$ $\frac{1}{2}$ top t	0 0 1 Photon γ
Quarks	4,8 MeV $-\frac{1}{3}$ $\frac{1}{2}$ down d	95 MeV $-\frac{1}{3}$ $\frac{1}{2}$ strange s	4,18 GeV $-\frac{1}{3}$ $\frac{1}{2}$ bottom b	0 0 1 Gluon g
Leptonen	<2 eV 0 $\frac{1}{2}$ Elektron-Neutrino e	<0,19 MeV 0 $\frac{1}{2}$ Myon-Neutrino μ	<18,2 MeV 0 $\frac{1}{2}$ Tau-Neutrino τ	91,2 GeV 0 1 Z ⁰ Z Boson Z⁰
	0,511 MeV -1 $\frac{1}{2}$ Elektron e	105,7 MeV -1 $\frac{1}{2}$ Myon μ	1,777 GeV -1 $\frac{1}{2}$ Tau τ	80,4 GeV ± 1 1 W ⁺ W Boson W⁺
Eichbosonen				

Abbildung 1.1.: Übersicht der Teilchen des Standardmodells. Die Grafik ist [18] entnommen.

(QCD) beschrieben. Die zugehörigen Austauschteilchen sind acht masselose Gluonen (g), welche an Farbladung koppeln. Farbladung tragen sowohl Quarks als auch Gluonen selbst, wodurch Gluonen zur Selbstwechselwirkung befähigt sind. Das Higgs-Boson wurde im Jahr 2012 am Large Hadron Collider beobachtet und verleiht den Elementarteilchen ihre Masse.

Das Standardmodell beschreibt den Großteil der beobachtbaren Phänomene präzise. Jedoch ist es unvollständig, da es beispielsweise weder die Gravitation noch die dunkle Materie oder dunkle Energie erklärt. [17]

1.2. Jetproduktion

Wenn Protonen wechselwirken, können die Partonen, die Konstituenten der Hadronen, aneinander streuen. Beispiele dieser $1 + 2 \rightarrow 3 + 4$ Partonensubprozesse sind in Abbildung 1.2 und 1.3 gezeigt. Die Prozesse werden anhand ihrer Ordnung unterschieden. Man spricht bei den Prozessen aus Abbildung 1.2 von Prozessen erster Ordnung oder auch von der *leading order* (LO). Abbildung 1.3 zeigt Beispiele für Prozesse der zweiten

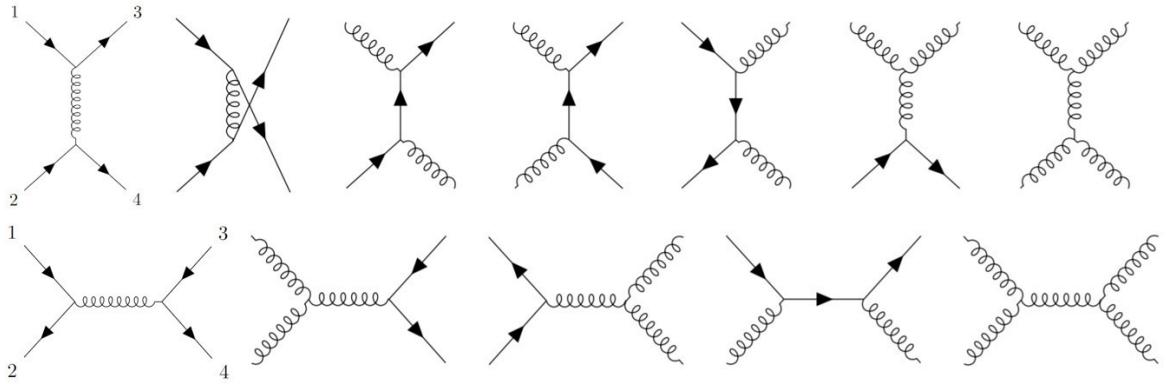


Abbildung 1.2.: Beispiele von Feynman Diagrammen des $1 + 2 \rightarrow 3 + 4$ Partonensubprozesse der LO. Die Grafik ist [11] entnommen und modifiziert.

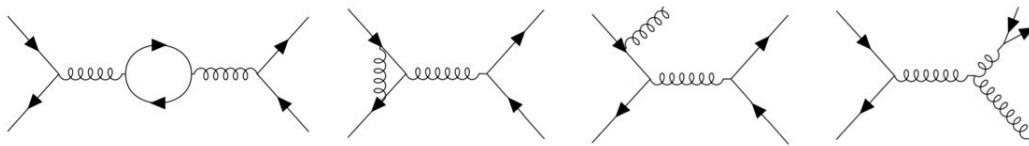


Abbildung 1.3.: Beispiele von Feynman Diagrammen des $1 + 2 \rightarrow 3 + 4$ Partonensubprozesse der NLO. Die Grafik ist [11] entnommen und modifiziert.

Ordnung, genannt *next-to-leading order* (NLO). Die Ordnungen unterscheiden sich in der Berücksichtigung von Korrekturen zum Beispiel durch Loops oder Abstrahlung von Gluonen oder Photonen der initialen oder finalen Teilchen.

Im Endzustand führen die kontinuierlichen weichen und kollinearen Abstrahlungen zur Formation einer kegelförmigen Kaskade an Partonen. Die Quarks darin tragen, so wie alle Teilchen des Prozesses, eine Farbladung, an welche die starke Wechselwirkung koppelt. Das Potential des Feldes zwischen zwei farbgeladenen Teilchen ist ab einem gewissen Abstand proportional zum Abstand der Teilchen. Aufgrund der hohen kinetischen Energie durch die Streuung driften die Teilchen nach der Wechselwirkung auseinander. Dadurch wird die potentielle Energie des Farbladungsfeldes größer. Ab einem gewissen Abstand reicht die Energie für die Erzeugung eines weiteren Quark-Antiquark-Paares zwischen den auseinander driftenden Quarks. Dieser Prozess wiederholt sich, bis sich die Quarks zu farbneutralen Hadronen zusammenschließen und wird Hadronisierung genannt. Die Hadronen bilden einen kollinierten kegelförmigen Strahl, welcher als *Jet* bezeichnet wird. Der Jet eines Ereignisses mit dem größten transversalen Impuls p_T wird *führender Jet* genannt.

Die invariante Masse m_{jj} des Dijet Systems kann durch die quadrierte Summe der Viereimpulse beziehungsweise der transversalen Impulse der finalen Quarks $p_{T,3}$ und $p_{T,4}$ und

den Differenzen der Pseudorapiditäten $\Delta\eta$ und der Azimutwinkel $\Delta\phi$ der Jets bestimmt werden.

$$m_{jj}^2 = (p_3 + p_4)^2 = 2p_{T,3}p_{T,4}(\cosh(\Delta\eta) - \cos(\Delta\phi)) \quad (1.1)$$

Die Observable m_{jj} ist interessant, da sie Hinweise auf Physik jenseits des Standardmodells liefern könnte. Die QCD sagt ein glattes, stetig fallendes Spektrum voraus. Dies resultiert aus der antiproportionalen Abhängigkeit von q^2 der Gluonen- und Quarkpropagatoren. In einigen Modellen jenseits des Standardmodells tauchen hypothetische intermediäre massive Austauschteilchen auf, die auch an Quarks und Gluonen koppeln. Deren Propagator würde im Nenner einen Masseterm aufweisen, der zu einer resonanten Erhöhung des differenziellen Dijet Produktionswirkungsquerschnittes bei der invarianten Masse des neuen Austauschteilchens führt. Im m_{jj} Spektrum würde sich dies als gepeakte Resonanz bemerkbar machen [9]. Ein Beispiel für ein solches hypothetisches Teilchen ist ein sogenanntes Z' Boson, welches als Mediatorteilchen zwischen dem Standardmodell Teilchen und Dunkle Materie Teilchen fungieren könnte [6].

1.3. Simulationen des Dijet Spektrums

Das vom Standardmodell vorhergesagte Dijet Massenspektrum, welches durch die starke Wechselwirkung dominiert wird, kann für große Schwerpunktsenergie störungstheoretisch genähert werden. Dadurch lässt sich das Spektrum durch einen Monte Carlo Generator simulieren. Aufgrund der Unsicherheiten bezüglich der Kopplungskonstante der starken Wechselwirkung α_s , der Renormalisierungs- und Faktorisierungsskala sowie der Partondichtefunktion (PDF) sind diese Berechnungen nicht exakt. Daher sind Variationen desselben Spektrums gemäß der systematischen Unsicherheiten möglich.

Die Simulationen des Spektrums für diese Arbeit wurden mit dem Framework NLO-Jet++ erstellt [12, 13]. Dieses Framework berechnet den Wechselwirkungsquerschnitt unter anderem für Hadron-Hadron-Kollisionen. Dieser Arbeit lag das PDF-Set CT14NLO zugrunde [8]. Es wurden 61 Variationen des Spektrums, welches LO Prozesse einschließt, sowie 65 Variationen des Spektrums, welches zusätzlich NLO Prozesse berücksichtigt, erstellt. Auf diese Sätze der Variationen des Spektrums wird im nachfolgenden unter LO-beziehungsweise NLO-Variationen referenziert. Abhängig vom variierten Parameter der Berechnung werden sie als Scale-Variation (Variation der relativen Faktoren der Renormalisierung μ_R und der Faktorisierung μ_F), PDF-Variation (Variation der Störungsparameter der Partondichtefunktion) oder α_s -Variation (Variation der Kopplungskonstante

der starken Wechselwirkung) bezeichnet. Der Störungsparameter der PDF ergibt sich durch den Fit einer gemessenen Partondichtefunktion und den Einfluss der Fluktuation dieser Daten auf den aus dem Fit berechneten Wechselwirkungsquerschnitt. Alle verwendeten Variationen und ihre variierten Parameter sind in Tabelle 1.1 dokumentiert.

Variation	Variierter Parameter	
Nominell	$\mu_R = 1$	$\mu_F = 1$
		$\alpha_S(M_Z) = 0,118$
1. Scale	$\mu_R = 0,5$	$\mu_F = 1$
2. Scale	$\mu_R = 2$	$\mu_F = 1$
3. Scale*	$\mu_R = 1$	$\mu_F = 0,5$
4. Scale*	$\mu_R = 1$	$\mu_F = 2$
5. Scale*	$\mu_R = 0,5$	$\mu_F = 0,5$
6. Scale*	$\mu_R = 2$	$\mu_F = 2$
1. PDF	Variation der Störungsparameter in Anlehnung an NNPDF [8]	
..		
56. PDF		
1. α_S	$\alpha_S(M_Z) = 0,117$	
2. α_S	$\alpha_S(M_Z) = 0,119$	

Tabelle 1.1.: Übersicht der verwendeten Variationen und der jeweils variierten Parametern. Die mit * gekennzeichneten Variationen standen für die Analyse der LO-Variationen nicht zur Verfügung.

Die LO-Variationen haben ein glatteres Spektrum aber weisen größere Differenzen zur globalen Form gemessener Spektren auf. Dahingegen sind die NLO-Variationen insgesamt prinzipiell präziser aber lokal potentiell weniger glatt. Die Glattheit der NLO-Variationen skaliert mit der verwendeten statistischen Präzision während der Berechnung. Diese ist allerdings verhältnismäßig rechenintensiv. Welche statistische Präzision und Glattheit hinreichend ist, hängt von der integrierten Luminosität des Datensatzes ab, auf den die NLO-Variationen angewendet werden soll.

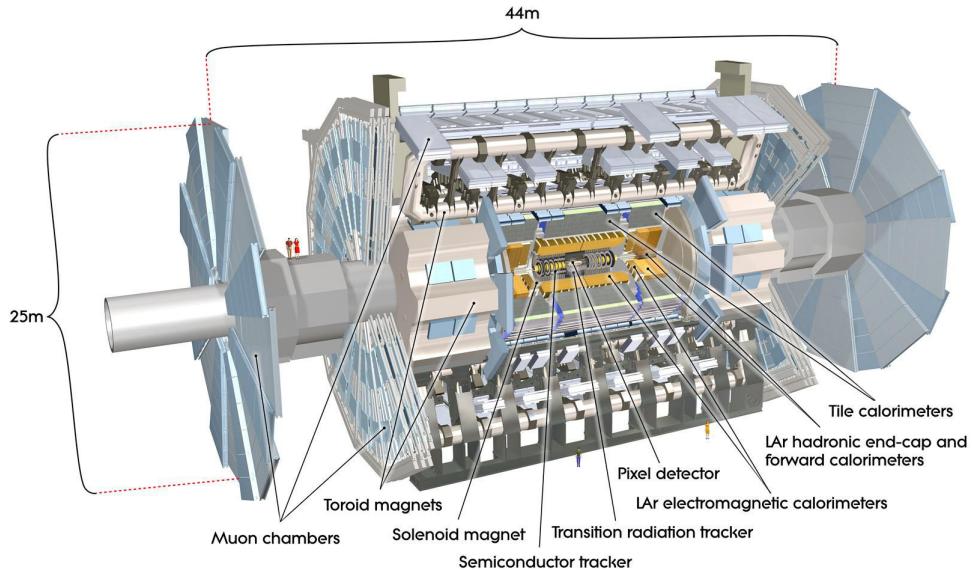


Abbildung 1.4.: Darstellung des ATLAS Detektors aus [14].

1.4. ATLAS Experiment

Der Large-Hadron-Collider (LHC) ist ein Ringbeschleuniger des europäischen Kernforschungsinstituts CERN bei Genf. Er ist aktuell mit einem Umfang von 27 Kilometern der weltweit größte Beschleuniger mit der höchsten Kollisionsenergie. In ihm werden Protonen² in Paketen, genannt *Bunches*, gegenläufig beschleunigt und in den vier Detektoren (ATLAS, CMS, ALICE und LHCb) zur Kollision gebracht. Diese Arbeit widmet sich den Daten, die mit dem ATLAS Detektor bei einer Schwerpunktsenergie von $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$ im Jahr 2016 aufgenommen wurden. Die detaillierte Datenselektion wird in Kapitel 1.6 erläutert.

Der ATLAS Detektor ist ein Vielzweckdetektor mit zylindrischem Aufbau mit einer Länge von 44 Metern und einem Durchmesser von 25 Metern. Es bietet sich an, die Geometrie des Detektors mit Hilfe eines rechtshändigen Koordinatensystems zu erläutern. Dabei liegt der Kollisionspunkt im Zentrum des Koordinatensystems, während die z-Achse entlang des Strahls verläuft. Die x-Achse orientiert sich zum Zentrum des LHCs und die y-Achse senkrecht zu diesen Achsen deutet in Richtung des Himmels. Innerhalb dieses Koordinatensystems sind typische Messgrößen die Winkel θ , welcher dem Winkel zur z-Achse entspricht, sowie der Azimutwinkel ϕ in der x-y-Ebenen. Der Aufbau von

²Am LHC sind auch Experimente mit schweren Ionen möglich, welche jedoch für diese Arbeit nicht relevant waren.

ATLAS ist in Abbildung 1.4 skizziert. Die Hauptkomponenten des Detektors sind der Spurdetektor mit Solenoidmagnet, die Kalorimeter und das Myonensystem mit Toroidmagnet. Die einzelnen Subsysteme bestehen aus einem Mantel, genannt *Barrel*, und zwei Endkappen.

Der innere Spurdetektor bestehend aus Pixel-Detektoren, Silizium-Streifen-Detektoren und einem Übergangsstrahlungsdetektor (*Transition-Radiation Tracker*) umschließt den Strahlengang. Geladene Teilchen ionisieren das Detektormaterial, wodurch ihre Spur bestimmt und diese zu dem entsprechenden Vertex extrapoliert werden kann. Das Magnetfeld des Solenoidmagnets verursacht eine Krümmung der Bahn von elektrisch geladenen Teilchen. Die Krümmung gibt Aufschluss über den Impuls sowie das Vorzeichen der Ladung der Teilchen.

Radial nach außen folgen das elektromagnetische und hadronische Kalorimeter. Das elektromagnetische Kalorimeter, welches sich weiter innen befindet, besteht aus Bleiplatten als Absorber und flüssigem Argon (LAr) als aktives Material. Er weist über die gesamte Fläche eine Akkordeonstruktur auf. Durch das elektromagnetische Kalorimeter werden Elektronen und Photonen gestoppt und ihre deponierte Energie gemessen. Diese wechselwirken mit dem Detektormaterial, wodurch es zu Bremsstrahlung und Paarbildung kommt, sodass detektierbare elektromagnetische Schauer entstehen. Zusammen mit den Beobachtungen des Spurdetektors lassen sich Photonen und Elektronen unterscheiden. Das hadronische Kalorimeter besteht im Barrel aus absorbierendem Stahl und szintillierenden Kacheln. In den Endkappen wird ebenfalls das strahlungsresistenzreiche LAr verwendet. Im hadronischen Kalorimeter entstehen hadronische Schauer, welche die Detektion und Identifizierung der Hadronen ermöglichen. Diese resultieren aus der Wechselwirkung der Hadronen mit dem Absorbermaterial, wobei Kaskaden an niederenergetischen Sekundärteilchen entstehen. Diese Sekundärteilchen ionisieren teilweise das aktive Material. Die Multiplizität dieser Signale ist proportional zu der Multiplizität der ionisierenden Hadronen, welche proportional zur Energie der einfallenden Jets sind. Das Absorbermaterial des hadronischen Kalimeters ist verglichen zum elektromagnetischen Kalorimeter deutlich dicker, um die geringere Abbremsung der Hadronen zu kompensieren. Die Dicke und die große Winkelabdeckung des Kalimeters ermöglicht sowohl die Abbremsung fast aller Hadronen als auch die Bestimmung von fehlender transversaler Energie bei der späteren Rekonstruktion.

Die äußerste Komponente von ATLAS ist das Myonensystem in Kombination mit einem Toroidmagneten. Myonen durchdringen als einziges detektierbares Teilchen alle vorherigen Bestandteile des Detektors. Das Myonensystem unterteilt sich in Driftröhren (*Moni-*

tored Drift Tubes) und Widerstandsplattenkammern (*Resitiv Plate Chambers*) im Barrel sowie Kathoden-Streifenkammern (*Cathode Strip Chamcers*) und *Thin Gap Chambers* in den Endkappen. Die Krümmung ihrer Trajektorie durch den Toroidmagneten ermöglicht die Bestimmung der Ladung und des Impulses.

In keiner Komponente des Detektors können Neutrinos detektiert werden, da sie nur schwach wechselwirken. Sie werden indirekt durch fehlende transversale Energie beobachtet. Daraus folgt die Notwendigkeit den azimutalen Winkel ϕ des Detektors vollständig abzudecken. Ebenfalls muss η möglichst umfassend abgedeckt werden, um den transversalen Impuls der Teilchen nahe zum Strahlungsgang berücksichtigen zu können .[1]

1.5. Triggersystem

Da die Dijet Produktionsrate etwa 30 MHz beträgt und jedes vollständig rekonstruierte Ereignis eine Größe von etwa 1,6 MB aufweist, ist es nicht möglich, sämtliche Dijet Ereignisse zu speichern. Somit wird ein Auswahlverfahren notwendig, welches durch das Triggersystem von ATLAS realisiert wird und höherenergetische Dijetereignisse prioritisiert. Dieses gliedert sich in den Level-1 (L1) Trigger und den High-Level-Trigger (HLT), gefolgt von der offline Rekonstruktion.

Der L1 Trigger basiert auf spezialisierter Hardware, welche Ereignisse auf Basis reduzierter Kalorimetergranularität bezüglich eines Energieschwellwertes und der Ereignistopologie auswählt. Der darauf folgende softwarebasierte HLT betrachtet die Ereignisse, welche den L1 Trigger passieren, und kann für diese ausgewählten Ereignisse weitere Informationen berücksichtigen. Für Dijet Ereignisse werden dabei Jets unter Nutzung der vollständigen Kalorimetergranularität mit Hilfe des Anti- k_t -Algorithmus rekonstruiert [4]. Dieser Algorithmus vereint Kalorimetercluster, geordnet nach absteigender Energie und gewichtet mit einem Jetradiusparameter, in einen wohldefinierten Jet. Passiert ein Ereignis auch die Selektionskriterien des HLTs, wie zum Beispiel einen Schwellwert für den Impuls des führenden Jets, wird es durch einen offline Algorithmus vollständig rekonstruiert.

1.6. Dijet Trigger-Level Analyse

Zu den Studien in dieser Arbeit wurden zwei Datensätze verwendet, welche mit Hilfe der *Dijet Trigger-Level Analyse* (TLA) im Jahr 2016 aufgezeichnet wurden.

Die TLA sucht bei niedrigen Massen unter 1,5 TeV nach Resonanzen im Dijet Spektrum. Die traditionelle Analyse des Dijet Spektrums ist durch die Speicherrate und die limitierte Bandbreite bei niedrigen Massen beschränkt. Die TLA nutzt nur einen Teil der Ereignisinformationen, die dem HLT zur Verfügung stehen. Indem nur die Vierervektoren der Jets, die Kalorimeterinformationen zur Identifizierung der Teilchen sowie die Informationen bezüglich der Qualität und Struktur der Jets ausgelesen werden, kann die Größe einzelner Ereignisse deutlich reduziert werden und dadurch mit der verfügbaren Bandbreite mehr Ereignisse aufgezeichnet werden. Somit wird die Speicherrate erhöht und die statistische Sensitivität bei kleinen Massen ausgeweitet. Die Speicherrate wird von etwa 300 Hz auf 3 kHz erhöht, indem die Speichergröße pro Ereignis von etwa 1,6 MB auf etwa 10 kB reduziert wird. Im Vergleich zu traditionellen Analysen ist somit die Abhängigkeit von der Triggerselektion nur noch durch den L1 Trigger, und nicht mehr durch den HLT gegeben. Gleichzeitig erfordert dieser Ansatz eine spezifische Rekalibrierung der Jets wobei beispielsweise Effekte der Sampling-Kalorimeter, Bindungsenergieverluste oder Mehrfachstreuungen berücksichtigt werden, ohne dabei auf Informationen des Spurdetektors zurückzugreifen. Dadurch kann auch in diesem Ansatz die ursprüngliche Energie der Partonen ermittelt werden. [2, 3, 11]

Die zwei Datensätze, welche in dieser Arbeit verwendet wurden, unterscheiden sich in der Trigger- und Ereignisselektion. Für den ersten Datensatz, genannt J75, war im L1 Trigger eine transversale Energie des führenden Jets von $E_T > 75$ GeV notwendig. Man spricht daher auch vom L1_J75 Trigger. Des Weiteren wurden nur Ereignisse ausgewählt, für die $|y^*| < 0,3$ sowie $p_T > 185$ GeV des führenden Jets und $|\eta| < 2,8$ gilt. Die Rapidityität der finalen Teilchen im Schwerpunktssystem y^* ist gegeben durch die Rapidityäten der finalen Teilchen y_3 und y_4 .

$$y^* = \frac{y_3 - y_4}{2} \quad (1.2)$$

$$y = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{E + p_z}{E - p_z} \right) \quad (1.3)$$

Für den zweiten Datensatz, genannt J100, sah die Ereignisselektion einen L1_J100 Trigger³ sowie $|y^*| < 0,6$ sowie $p_T > 220$ GeV des führenden Jets und $|\eta| < 2,8$ vor. Zwischen den J100 und J75 Daten gibt es einen Überlapp, jedoch war der L1_J100 Trigger

³Dies entspricht einer transversalen Energie des führenden Jets im L1 Trigger von $E_T > 100$ GeV.

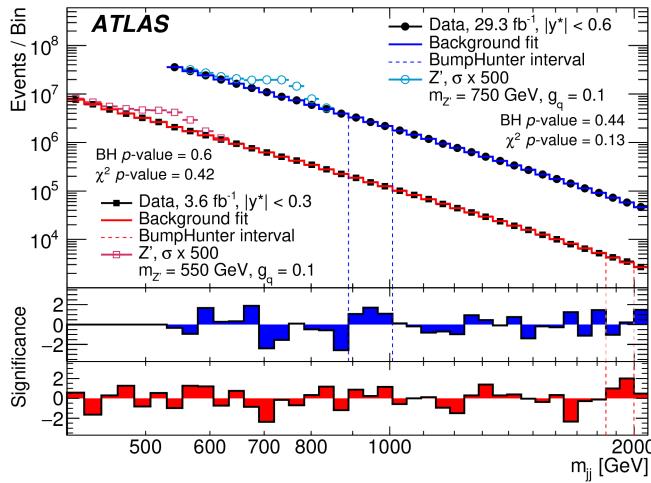


Abbildung 1.5.: Beobachtete m_{jj} Spektren der TLA mit J75 beziehungsweise J100 Daten aus [3]. Das rote Histogramm zeigt die J75 Analyse, während das blaue Histogramm die J100 Analyse darstellt. Neben der Untergrundabschätzung zu den jeweiligen Datensätzen sind auch die Abweichungssignifikanzen zwischen Daten und Untergrundabschätzung gezeigt. Zusätzlich geben die p-Werte die qualitative Güte der Untergrundabschätzung an. Bei der Analyse wird durch den Bumphunter Algorithmus die Region des Exzess identifiziert, welche durch den gestrichelten Bereich gekennzeichnet ist. Die Methode der Untergrundabschätzung und der Qualifizierung ihrer Güte werden im Kapitel 2 erläutert. Zusätzlich ist die Form einer Resonanz durch ein hypothetisches Z' Teilchen illustriert.

für einen längeren Zeitraum nicht vorskaliert⁴, sodass für J100 eine größere Statistik zur Verfügung steht. Der Berechnung der theoretischen Variationen, wie sie in Kapitel 1.3 erläutert wurde, lag dieselbe Ereignisselektion zugrunde.

Diese Datensätze wurden bereits 2018 in [3] analysiert. Ein Ergebnis dieser Analyse ist in Abbildung 1.5 dargestellt, wobei sich das rote Histogramm auf die J75 Daten und das blaue Histogramm auf die J100 Daten bezieht.

⁴Einige Trigger werden mit einem Faktor vorskaliert um die Kapazität der Datenerfassungssysteme nicht zu überlasten.

2. Untergrundabschätzung des Dijet Spektrums

Um potentielle Signale von dem Standardmodelluntergrund diskriminieren zu können, gibt es verschiedene Methoden, eine Untergrundgrundabschätzung des Dijet Spektrums durchzuführen. In diesem Kapitel soll einerseits die etablierte Methode der vergangenen TLA sowie ihre Schwächen erläutert werden. Daraus resultiert die Notwendigkeit einer neuen Methode, welche diese Schwächen kompensiert. Diese Arbeit befasst sich mit einer möglichen neuen Methode. Neben der Grundidee dieser Untergrundabschätzung werden auch konkret der Ablauf und die Quantifizierung der Güte der Untergrundabschätzung beleuchtet.

2.1. Etablierter Sliding Window Fit

Das Dijet Spektrum setzt sich aus einer komplexen Kombination aus Streuprozessen, Detektoreigenschaften sowie der Rekonstruktion und Kalibration der Jets zusammen. In der Vergangenheit wurden empirische Funktionen verwendet, um dieses Spektrum zu fitten und dadurch den Untergrund datengetrieben abzuschätzen [2]. Jedoch war diese Methode aufgrund der höheren statistischen Präzision der nachfolgenden Iteration der TLA nicht geeignet, sodass eine alternative Methode notwendig war.

Die Untergrundabschätzung der Analyse in [3] wurde mit der *Sliding Window Fit* (SWiFt) Methode erstellt, welche in Abbildung 2.1 visualisiert ist. SWiFt nutzt eine empirische Funktion mit vier Parametern und fittet mit dieser einen begrenzten Teil des Spektrums. Der Teil des Spektrums wird durch ein Fenster bestimmt, dessen Breite variable ist, doch für jede einzelne Untergrundabschätzung festgehalten wird. Zu Beginn wird das Fenster an die energetisch niedrigste Position im Spektrum gesetzt und das Spektrum innerhalb des Fensters gefittet (siehe Abbildung 2.1 (a)). Durch diesen Fit wird die Untergrundabschätzung der ersten Datenpunkte im Fenster bestimmt. Wird der mittlere Datenpunkt des Fensters erreicht, wird von nun an das Fenster Bin für Bin durch das Spektrum be-

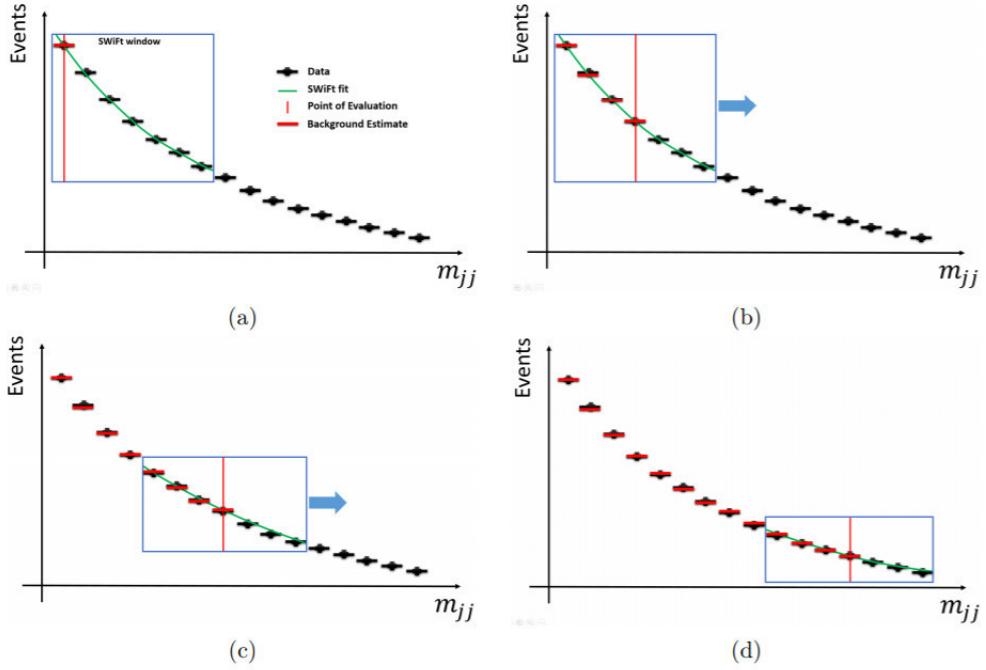


Abbildung 2.1.: Skizze der Untergrundabschätzung mit dem Sliding Window Fit. Abbildung aus [11] entnommen.

wegt und für jede Position wird das Spektrum innerhalb des Fensters neu gefittet (siehe Abbildung 2.1 (b)). Durch den Fit des entsprechenden Bereiches wird für den jeweils mittleren Datenpunkt des Fensters der Untergrund bestimmt (siehe Abbildung 2.1 (c)). Dieser Vorgang wird wiederholt, bis das obere Ende des Spektrums erreicht wird (siehe Abbildung 2.1 (d)).

Ein problematischer Aspekt von SWiFt ist, dass bei Datensätzen mit hoher Statistik die Fensterbreite sehr klein gewählt werden muss. Durch die kleine Fensterbreite ist die Methode so flexibel, dass sich die Untergrundabschätzung an potentielle Signale anpassen kann, wodurch die Signale vom Untergrund ununterscheidbar würden. Da für die künftigen Analysen die Statistik weiter ansteigt, würde damit eine weitere unerwünschte Reduktion der Fensterbreite und der Sensitivität der Untergrundabschätzung einhergehen. Somit wird eine neue Methode für die Untergrundabschätzung notwendig. In [11] wird erläutert, dass die Untergrundabschätzung verbessert werden kann, indem man die Abhängigkeit von analytischen Funktionen umgeht.

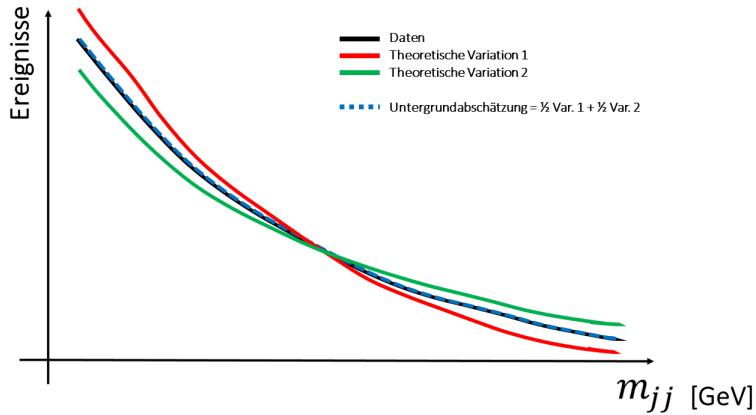


Abbildung 2.2.: Schematische Darstellung einer Untergrundabschätzung des Dijet Spektrums durch die Linearkombination von Variationen der theoretischen Berechnung dieses Spektrums.

2.2. Linearkombinationen von Theorievariationen

Eine alternative Methode, welche in dieser Arbeit ausgeführt und getestet wurde, nutzt Linearkombinationen von Variationen der theoretischen Berechnungen des Dijet Spektrums auf Partoniveau, wie in Kapitel 1.3 erläutert. Eine Auswahl dieser Variationen ist in Anhang A.1 visualisiert.

Die Grundidee der Methode ist in Abbildung 2.2 skizziert. Die Daten lassen sich nicht ausreichend durch einzelne Variationen beschreiben. Doch eine Linearkombination der Variationen führt zu einer Untergrundabschätzung, die die Daten besser abbildet. Das Ziel der Methode ist es, die einzelnen Variationen mit freien Koeffizienten zu multiplizieren, sodass die Summe der Spektren den Daten möglichst nahe kommt.

Dies lässt sich durch Gleichung 2.1 ausdrücken. Die Zahl der Variationen entspricht v_j , die Zahl des Bins im Spektrum entspricht i , c_j sind die freien Koeffizienten und d_i die Daten. Die linke Seite entspricht der Gleichung der Untergrundabschätzung. Dieses lineare Gleichungssystem lässt sich mit der in ROOT implementierten Methode *NormalEqn* approximativ lösen [15].

$$\begin{pmatrix} v_{1,1} & \cdots & v_{1,j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{i,1} & \cdots & v_{i,j} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_i \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

2.3. Auswahlverfahren der Variationen

Um eine Untergrundabschätzung zu berechnen, welche den Untergrund im Gesamten abbilden und sich gleichzeitig nicht an potentielle Signale anpassen soll, muss die Methode so robust wie möglich und dabei so flexibel wie nötig sein. Daraus folgt, dass die Anzahl der Freiheitsgrade und somit die Anzahl der verwendeten Variationen minimiert werden soll.¹ Es eröffnet sich die Notwendigkeit eines Auswahlverfahrens, um zu bestimmen, wie viele und welche Variationen für die Untergrundabschätzung verwendet werden. Um zwischen mehreren Kombinationen die bestmögliche Kombination der Variationen zu identifizieren, wird das χ^2 für die Daten d_i und die Untergrundabschätzung b_i berechnet.

$$\chi^2 = \sum_{\text{Bin } i} \frac{(d_i - b_i)^2}{b_i} \quad (2.2)$$

Dadurch lässt sich die Untergrundabschätzung einer Kombination von Variationen gegenüber einer anderen Kombination vergleichen. Die Kombination mit dem kleinsten χ^2 wird favorisiert.

Das Verfahren setzt sich aus mehreren Iterationen zusammen, wobei in jeder Iteration eine weitere Variation addiert wird. Der Ausgangspunkt für die erste Iteration ist das nominelle Spektrum. Für diese einzelne Spektrum wird der Koeffizient und der Untergrund berechnet. Zusätzlich wird das χ^2 bestimmt.

Grafisch ist das Verfahren am Beispiel der zweiten Iteration in Abbildung 2.3 dargestellt. In der zweiten Iteration des Algorithmus wird eine weitere Variation hinzugefügt. Dafür wird der Untergrund des nominellen Spektrums in Kombination mit jeweils einer weiteren Variation sowie dem zugehörigen χ^2 -Wert berechnet. Alle χ^2 der möglichen Kombinationen werden verglichen und der minimale Wert identifiziert, sodass die beste Kombination aus zwei Variationen ermittelt werden kann, wobei diese Variationen die Nominelle ist. Der Koeffizient des nominellen Spektrums ist frei und daher nicht zwingend der Wert, welcher in der ersten Iteration des Algorithmus berechnet wurde. Bei der folgenden Wiederholung des Verfahrens wird die beste Variationskombination der zweiten Iteration vorgegeben und eine dritte Variation hinzugenommen. Es kann keine Variation mehrfach gewählt werden. Dieses Verfahren wird solange wiederholt und Variationen addiert, bis eine Abbruchbedingung erfüllt ist. Die Abbruchbedingung für diese Arbeit wird im folgenden Abschnitt erläutert.

¹Außerdem ist aufgrund der Invertierbarkeit der Matrix die Verwendung aller Variationen numerisch problematisch.

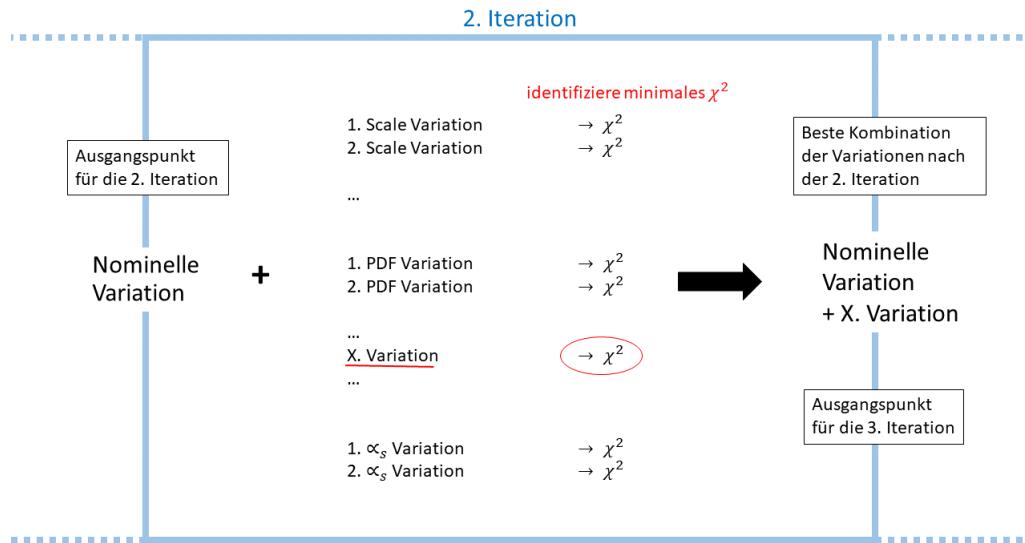


Abbildung 2.3.: Skizze des Auswahlverfahrens am Beispiel der 2. Iteration. Es wird überprüft, welche Variation zu dem nominellen Spektrum hinzugefügt werden kann, um das χ^2 zu minimieren. Diese Variation entspricht zusammen mit dem nominellen Spektrum der besten Kombination aus Variationen bestehend aus zwei Variationen. In der folgenden Iteration wird als dritte Variation diejenige ausgewählt, die das χ^2 minimiert. Das Verfahren wird wiederholt, bis ein Abbruchkriterium erfüllt ist.

2.4. Quantifizierung der Güte der Untergrundabschätzung

Um eine Abbruchbedingung zu definieren, bietet es sich an, diese mit Hilfe der Güte der Untergrundabschätzung zu motivieren. Die Güte wird für diese Arbeit über zwei Wege bestimmt.

Die Signifikanz wird für das Bin i zwischen Daten d_i und Untergrund b_i berechnet und qualitativ untersucht. Sie ist gegeben durch:

$$\text{Signifikanz}_i = \frac{d_i - b_i}{\sqrt{d_i}} \quad (2.3)$$

Dieser Wert wird für jeden Datenpunkt im Spektrum berechnet und in einem Signifikanzdiagramm dargestellt. Je größer die Signifikanz, desto mehr weicht die Untergrundabschätzung relativ zum statistischen Fehler von den Daten ab.

Zusätzlich wird eine statistische Analyse mit Hilfe des BumpHunter (BH) Algorithmus' durchgeführt [5, 7]. Der Algorithmus liefert unter anderem den BH-Wert. Dieser

wird bestimmt, indem benachbarte Bins im Signifikanzdiagramm zu einem Bin zusammengefasst werden. Der Vorgang wird wiederholt, wobei die Anzahl der zu einem Bin zusammengefassten Bins vergrößert wird. Es wird dasjenige Bin mit dem größten Exzess in der Signifikanz identifiziert.

Für diese Arbeit sind der BH p-Wert sowie der χ^2 p-Wert relevant. P-Werte liegen zwischen 0 und 1 und geben an, wie wahrscheinlich das BH- beziehungsweise χ^2 -Ergebnis auf statistische Fluktuationen des Untergrundes zurückzuführen ist. Dafür wird in einem Pseudoexperiment die Untergrundabschätzung gemäß einer Poisson-Verteilung fluktuiert und für diese erneut der BH- und χ^2 -Test durchgeführt. Der p-Wert entspricht der auf die Anzahl der Pseudoexperimente normierten Zahl an Fällen, in denen die BH- beziehungsweise χ^2 -Werte der Pseudoexperimente größer sind als die Ergebnisse der Daten. Über die χ^2 p-Werte wurde in Anlehnung an die Analyse aus [3, 11] ein Abbruchkriterium für den im vorherigen Kapitel vorgestellten Algorithmus definiert.

- χ^2 p-Wert $> 0,05$ ist die untere Grenze für eine hinreichend gute Untergrundabschätzung.
- χ^2 p-Wert $< 0,5$ ist die obere Grenze für eine hinreichend gute Untergrundabschätzung.

Diese Abbruchkriterien werden herangezogen, um zu entscheiden, nach welcher Iteration die Untergrundabschätzung hinreichend gut ist. Zusätzlich werden die BH p-Werte genutzt, um zu quantifizieren, ob ein Signal detektiert wird.

- BH p-Wert $< 0,01$ ist der Schwellwert für eine Entdeckung.

Der BumpHunter identifiziert zudem die Region des größten Exzesses in der Abweichungssignifikanz zwischen Daten und Untergrundabschätzung. Auf eine erneute Berechnung der Untergrundabschätzung unter Ausschluss dieser Region wurde in dieser Arbeit zunächst verzichtet.

3. Ergebnisse

Für die Untersuchung der im vorangegangenen Kapitel erläuterten Methode standen die zwei bereits erwähnten Datensätze, J75 und J100, zur Verfügung, zu denen der Untergrund mit Linearkombinationen der LO- beziehungsweise NLO-Variationen abgeschätzt wurde. Für die Prüfung der Untergrundabschätzung wurde der Energiebereich für alle folgenden Ergebnisse auf 531 bis 2079 GeV gesetzt. Dies entspricht dem untersuchten Bereich im Massenspektrum der J100 Analyse in [3]. Zur Bestimmung der p-Werte wurden 1000 Pseudoexperimente verwendet.

Ziel ist es herauszufinden, ob sich mit der Methode das Massenspektrum hinreichend gut beschreiben lässt und sich zur Untergrundabschätzung prinzipiell eignet. Außerdem ist zu untersuchen, wie die Güte des Fits von der Variationenzahl abhängt. Zusätzlich werden die Ergebnissen mit denen der SWiFt Methode verglichen. Der Fokus des Kapitels liegt auf den Ergebnissen mit NLO-Variationen, jedoch wird im Abschnitt 3.3 der Unterschied zwischen NLO-Variationen und LO-Variationen anhand der zwei Datensätze diskutiert. Des Weiteren soll überprüft werden, ob die Methode gegenüber injizierten Signalen robust ist oder ob sich der Untergrund an die Signale anpasst. Dies wird hinsichtlich der Ordnung der Variationen und der Anzahl der Variationen überprüft.

3.1. J75 Daten

Zu Beginn wird der Untergrund mit dem nominellen NLO-Spektrum für die J75 Daten bestimmt. Das Ergebnis ist zusammen mit den Daten und den entsprechenden Abweichungssignifikanz in Abbildung 3.1 dargestellt. Der berechnete Koeffizient ist der Tabelle 3.1 zu entnehmen. Die deutlich sichtbaren Differenzen zwischen Daten und Untergrundabschätzung sowie die hohen Signifikanzen deuten darauf hin, dass für eine Untergrundabschätzung eine einzelne Variation unzureichend ist. Damit bestätigt sich die Erwartung aus Kapitel 2.2. Neben dem berechneten Koeffizienten sind in der Tabelle 3.1 auch die p-Werte der statistischen Analyse aufgeführt. Die Ergebnisse von 0 für beide p-Werte bestätigen, dass für die Berechnung mehr als eine einzelne Variation notwendig ist.

Beim Hinzufügen einer weiteren Variation ist, wie in Abbildung 3.2 erkennbar, die Abweichung zwischen Datenpunkten und Untergrundabschätzung geringer. Dies äußert sich sowohl im Verteilungshistogramm als auch in der Grafik der Signifikanzen. Der Einfluss der zweiten Variation wird besonders in Abbildung 3.3 deutlich, in welcher die Abweichungssignifikanzen der Daten zu den Untergrundabschätzungen mit einer und mit zwei Variationen verglichen werden. Daraus lässt sich schließen, dass die zweite Variation die Untergrundabschätzung maßgeblich verbessert. Zusätzlich wird in Tabelle 3.1 offenkundig, dass die Koeffizienten größer werden. Die Summe der Koeffizienten ist dabei ähnlich groß wie der einzelne Koeffizient in der ersten Iteration des Algorithmus. Zeitgleich werden die p-Werte der statistischen Analyse größer. Der χ^2 p-Wert hat die untere Grenze für eine hinreichende Untergrundabschätzung von 0,05 überschritten.

Wird eine weitere Variation hinzugenommen, erhöhen sich erneut die Koeffizienten wie auch die Ergebnisse der statistischen Analyse. Das Signifikanzdiagramm dieser Iteration ist in Anhang A.2 dargestellt. Da der χ^2 p-Wert bei der dritten Variation die zuvor gesetzte Obergrenze für eine hinreichende gute Untergrundabschätzung von 0,5 überschreitet, wäre die Untergrundabschätzung mit nur zwei Variationen (in Abbildung 3.2) der zu wählende Untergrund nach den Kriterien aus Kapitel 2.4. Dieses Ergebnis ist ein Indikator dafür, dass die Anzahl der Variationen die Güte der Untergrundabschätzung beeinflusst.

Ferner wird der Vergleich mit der Untergrundabschätzung der SWiFT Methode zu den J75 Daten in Abbildung 3.4 gezeigt. Als Ergebnis der neuen Methode wurde der Untergrund nach der zweiten Iteration, aus Abbildung 3.2, gewählt. Die Abschätzungen beider Methoden weisen eine ähnliche Form in den Signifikanzen auf. Daraus lässt sich schlussfolgern, dass die neue Methode den Untergrund vergleichbar gut abschätzt. Die p-Werte der statistischen Analyse liefern ebenfalls für beide Methoden ähnliche Werte.

Variation	1. Iteration	2. Iteration	3. Iteration
Nominell	0,142	-6,02	-7,11
2. α_s	-	6,23	7,14
2. Scale	-	-	0,20
χ^2 p-Wert	0	$0,474 \pm 0,016$	$0,64 \pm 0,02$
BH p-Wert	0	$0,374 \pm 0,015$	$0,69 \pm 0,02$

Tabelle 3.1.: Koeffizienten der Linearkombination und Ergebnisse der statistischen Analyse nach einer, zwei und drei Iterationen des Verfahrens mit NLO-Variationen zu den J75 Daten.

3.1. J75 Daten

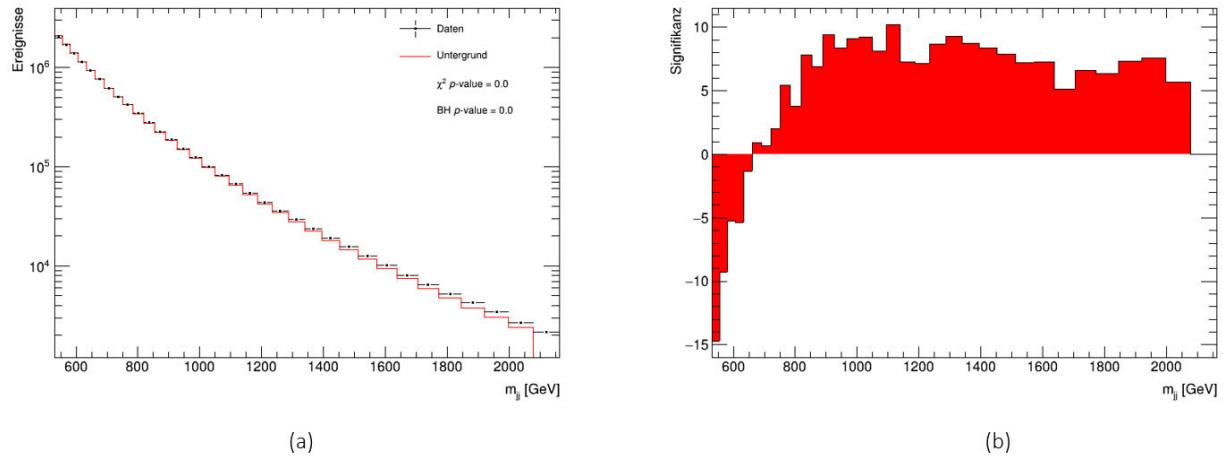


Abbildung 3.1.: (a) Untergrundabschätzung zu den J75 Daten mit Hilfe des nominellen NLO-Spektrums im Vergleich mit den Datenpunkten. (b) Signifikanz zwischen Daten und Untergrundabschätzung.

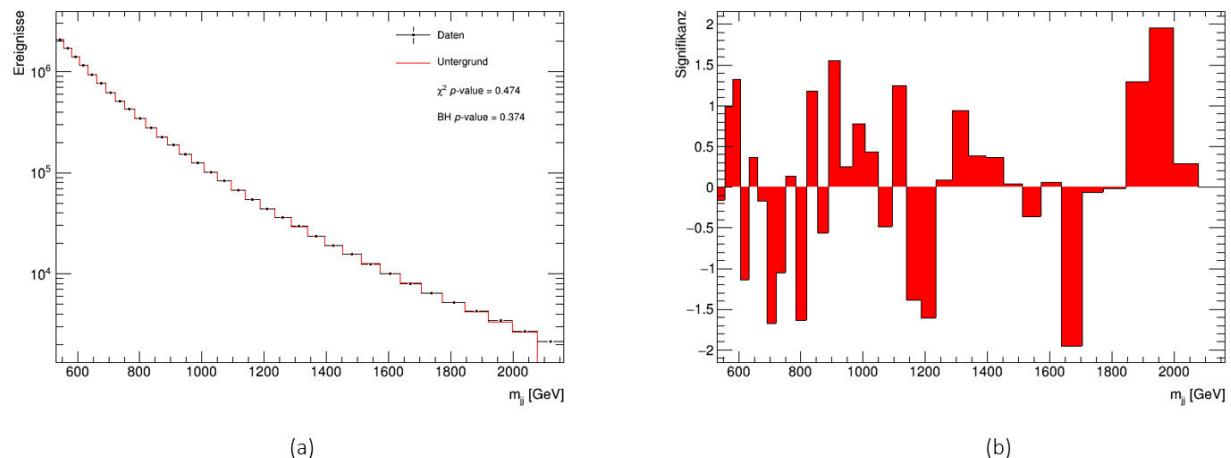


Abbildung 3.2.: (a) Untergrundabschätzung zu den J75 Daten mit Hilfe der nominellen und einer weiteren NLO-Variation im Vergleich mit den Datenpunkten. (b) Signifikanz zwischen Daten und Untergrundabschätzung.

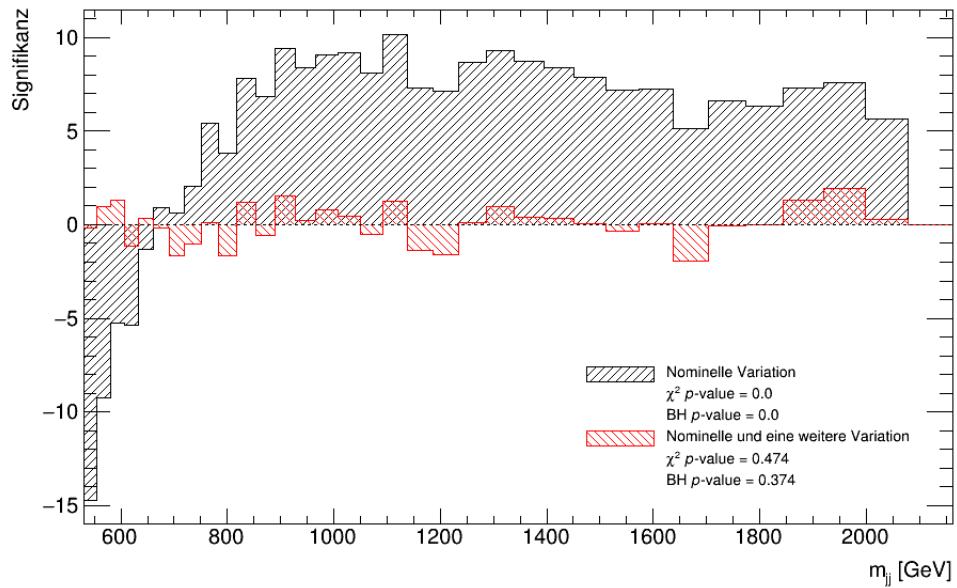


Abbildung 3.3.: Vergleich der Abweichungssignifikanzen zwischen Daten und der Untergrundabschätzung mit Hilfe des nominellen NLO-Spektrums beziehungsweise der nominellen und einer weiteren NLO-Variation.

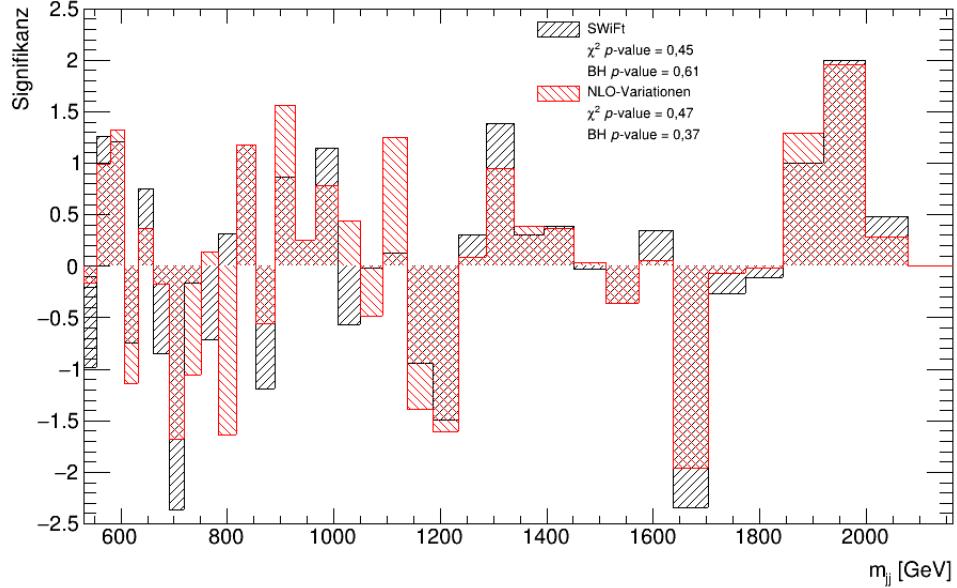


Abbildung 3.4.: Vergleich der Abweichungssignifikanzen zwischen Daten und Untergrundabschätzung bestimmt mit Hilfe der SWiFt Methode und der Linear-kombination von zwei NLO-Variation für die J75 Daten.

3.2. J100 Daten

Im Folgenden wird der Untergrund für die J100 Daten bestimmt. Da die J100 Daten eine größere Statistik vorweisen, werden im Vergleich zu der J75 Untergrundabschätzung höhere Koeffizienten erwartet.

In der ersten Iteration mit ausschließlich dem nominellen Spektrum ist der Untergrund der Form nach ähnlich wie der der Untergrundabschätzung, welche in Abbildung 3.1 dargestellt ist, und weist erhebliche Differenzen zwischen Daten und Untergrundabschätzung auf. Der Tabelle 3.2 ist der Koeffizient zu entnehmen. Dieser ist, wie erwartet, größer als der Koeffizient der J75 Daten in der ersten Iteration.

Eine weitere Variation wurde hinzugenommen, deren Ergebnis in Abbildung 3.5 grafisch dargestellt ist. Die Abbildung deutet eine Wellenform in der Abweichungssignifikanz an. Gerade im niederen Massenbereich sind hohe Signifikanzen zu erkennen. Man stellt im Vergleich von Tabelle 3.1 und Tabelle 3.2 fest, dass die p-Werte der J100 Daten kleiner sind verglichen zu denen der zweiten Iteration der J75 Daten. Für die J100 Daten ist eine höhere Anzahl an Variationen notwendig, um einen ähnlich hohen χ^2 p-Wert zu erhalten.

Eine hinreichende Untergrundabschätzung, nach der in Kapitel 2.4 gesetzten Bedingung, ist mit sieben Variationen erreicht. Die Größe der Absolutwerte der Koeffizienten ist auffällig. Durch die Hinzunahme weiterer Variationen werden die Koeffizienten größer, ihre Summe beläuft sich jedoch immer auf Werte zwischen 1 und 2,5. Das Ergebnis mit sieben Variationen ist in Abbildung 3.6 dargestellt. Alle weiteren Iterationsschritte sind im Anhang A.3 dargestellt. Der Vergleich zwischen dem Untergrund mit zwei und mit sieben Variationen ist in Abbildung 3.7 visualisiert. Die hohen Signifikanzen bei niedrigen Energien werden deutlich reduziert. Gleichzeitig wird die wellenartige Struktur ausgeglichen. Die Ergebnisse der statistischen Analyse lassen darauf schließen, dass durch die Hinzunahme weiterer Variationen das Datenspektrum besser beschrieben werden kann. Wird eine achte Variation in die Berechnung einbezogen, so überschreitet der χ^2 p-Wert die gewählte obere Grenze, wie der Tabelle 3.2 zu entnehmen ist.

Der Vergleich der SWiFt Methode zur Untergrundabschätzung mit sieben Variationen ist in Abbildung 3.8 einzusehen. Zu erkennen ist erneut eine ähnliche Form der Untergrundabschätzung für beiden Methoden. Der χ^2 p-Wert der SWiFt Methode beträgt 0,13, während er mit der neuen Methode auf 0,27 ansteigt.

Variation	1. Iteration	2. Iteration	7. Iteration	8. Iteration
Nominell	1,02	56,41	170,37	159,86
1. α_s	-	-54,73	-115,49	-102,52
17. PDF	-	-	-10,59	-11,23
21. PDF	-	-	-26,06	-3,48
2. Scale	-	-	-2,72	-11,06
49. PDF	-	-	-9,84	-12,65
1. Scale	-	-	-3,42	-8,84
19. PDF	-	-	-	-8,27
χ^2 p-Wert	0	0	$0,274 \pm 0,014$	$0,665 \pm 0,015$
BH p-Wert	0	0	$0,081 \pm 0,009$	$0,384 \pm 0,015$

Tabelle 3.2.: Koeffizienten der Linearkombination und Ergebnisse der statistischen Analyse nach einer, zwei, sieben und acht Iterationen des Verfahrens mit NLO-Variationen zu den J100 Daten. Die Variationen sind von oben nach unten in der Reihenfolge der Auswahl geordnet.

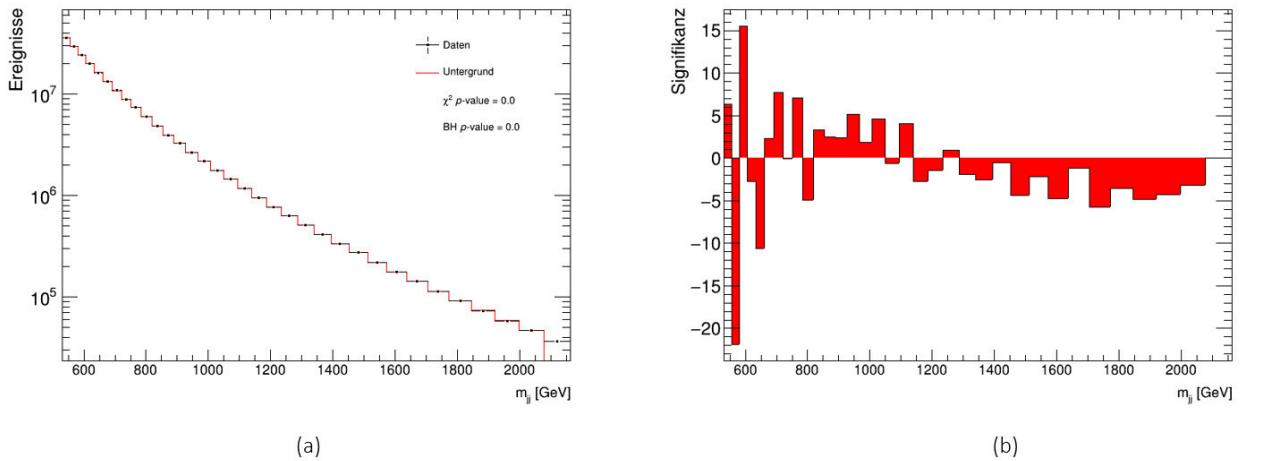


Abbildung 3.5.: (a) Untergrundabschätzung zu den J100 Daten mit Hilfe der nominellen und einer weiteren NLO-Variation im Vergleich mit den Datenpunkten. (b) Signifikanz der Abweichung zwischen Daten und Untergrundabschätzung.

3.2. J100 Daten

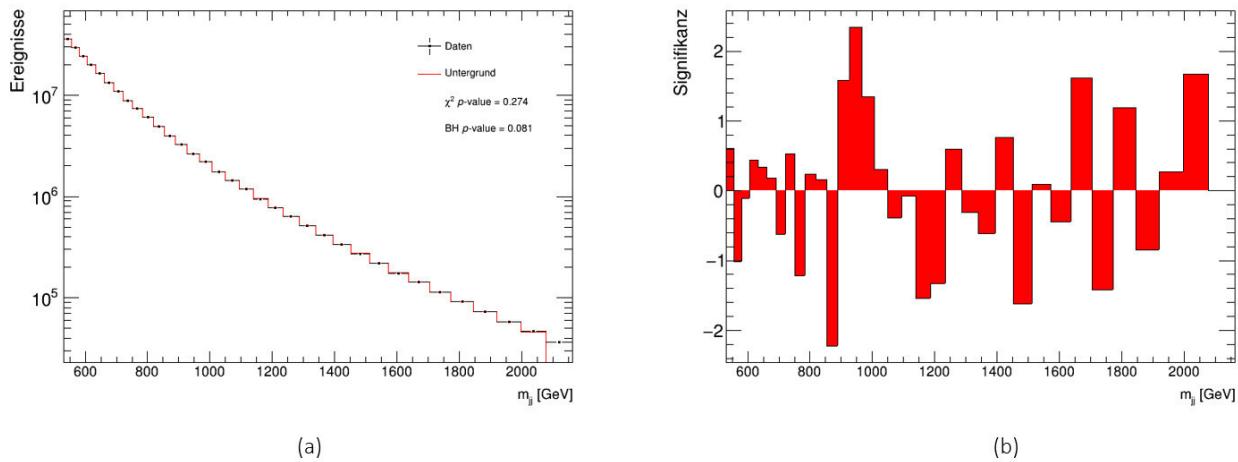


Abbildung 3.6.: (a) Untergrundabschätzung zu den J100 Daten mit Hilfe der nominellen und sechs weiteren NLO-Variation im Vergleich mit den Datenpunkten. (b) Signifikanz der Abweichung zwischen Daten und Untergrundabschätzung.

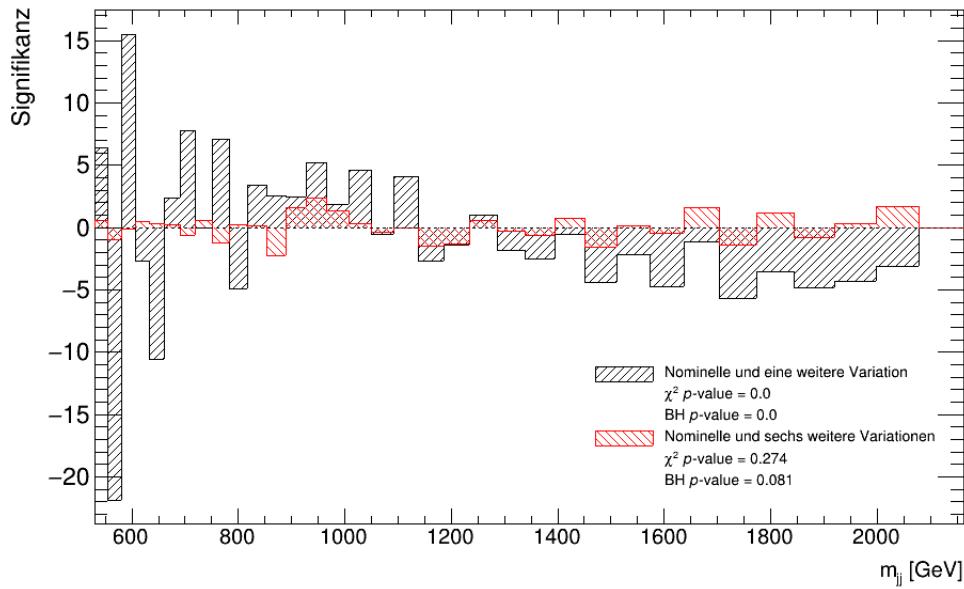


Abbildung 3.7.: Vergleich der Abweichungssignifikanz zwischen Daten und der Untergrundabschätzung mit Hilfe der nominellen und einer weiteren NLO-Variation beziehungsweise der nominellen und sechs weiteren NLO-Variation.

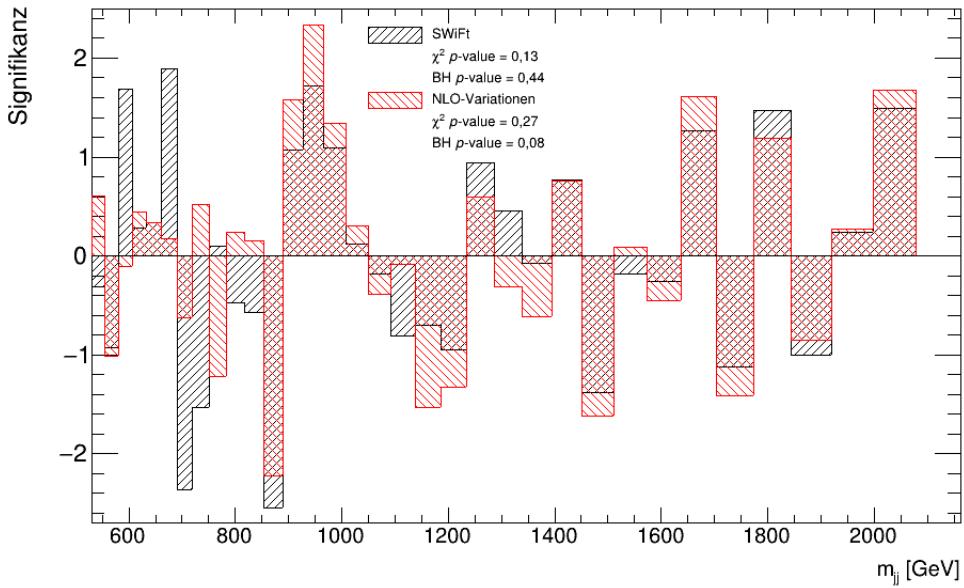


Abbildung 3.8.: Vergleich der Abweichungssignifikanz zwischen Daten und Untergrundabschätzung mit Hilfe der SWiFt Methode und der Linearkombination von sieben NLO-Variation für die J100 Daten.

3.3. Vergleich der LO- und NLO-Variationen

Der Algorithmus lässt sich prinzipiell mit Berechnungen des Dijet Spektrums zu jeder Ordnung ausführen. Neben den NLO-Variationen, welche in den vorangegangenen Kapiteln genutzt wurden, wurden zu den selben Datensätzen auch Untergrundabschätzungen mit LO-Variationen erstellt. Sie wurden mit Hilfe des selben Frameworks und der identischen Ereignisselektion erstellt (siehe Kapitel 1.3 und 1.6). Die ausführlichen Ergebnisse der Untergrundabschätzungen mit Hilfe der LO-Variationen sind in Anhang A.4 und A.5 dokumentiert.

Für die J75 Daten findet sich die den Abbruchkriterien entsprechende Untergrundabschätzungen mit den LO-Variationen wie bei den NLO-Variationen mit zwei Variationen. Der Vergleich beider ist in Abbildung 3.9 dargestellt. Die allgemeine Form beider Berechnungen ist in den Signifikanzen ähnlich. Doch es zeigen sich klare Unterschiede in den p-Werten. Die Berechnung mit den NLO-Variationen zeigt einen deutlich größeren χ^2 p-Wert. Das Ergebnis demonstriert, dass sich bei ausreichender statistischer Präzision die NLO-Variationen besser für die Untergrundabschätzung eignen.

In Abbildung 3.10 wird die Untergrundabschätzung mit NLO-Variationen und LO-Variationen zu den J100 Daten dargestellt, die nach den jeweiligen Abbruchbedingungen

3.3. Vergleich der LO- und NLO-Variationen

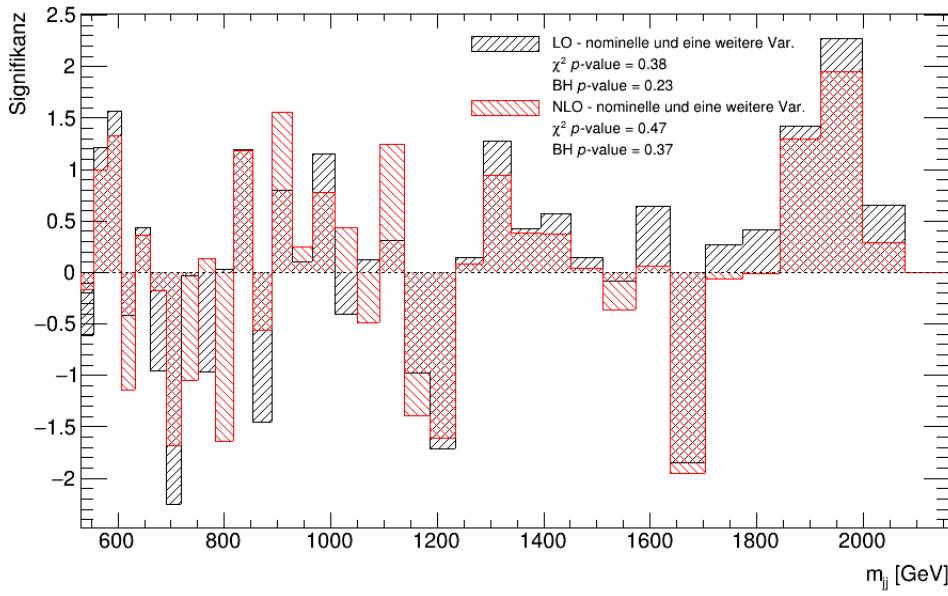


Abbildung 3.9.: Vergleich der besten Untergrundabschätzung nach gegebenen Abbruchkriterien für J75 Daten mit zwei LO-Variationen und zwei NLO-Variationen.

ausgewählt werden. Diese sind nicht nach der selben Anzahl an Iterationen erreicht. Für LO-Variationen ist sie erst mit zehn Variationen, für NLO-Variationen bereits mit sieben Variationen erreicht. Es zeigen sich besonders bei niedrigen Energien bis etwa 700 GeV hohe Signifikanzen bei dem LO-Untergrund, die bei dem NLO-Untergrund nicht beobachtet werden können. Gleichzeitig zeigt der NLO-Untergrund eine höhere Signifikanz bei etwa 1000 GeV. Der χ^2 p-Wert ist für die Abschätzung mit LO- und mit NLO-Variationen ähnlich. Doch die BH p-Werte haben eine hohe Differenz. Diese resultiert daraus, dass die höhere Anzahl der LO-Variationen zu einer größeren Anpassung an lokale statistische Fluktuationen der Daten, wie bei 1000 GeV, führt.

In Abbildung 3.11 sind die Abweichungssignifikanzen für die J75 Daten zu einer Untergrundabschätzung mit dem nominellen LO-Spektrum (siehe Abbildung 3.11 (a)) beziehungsweise dem nominellen NLO-Spektrum (siehe Abbildung 3.11 (b)) dargestellt. Es wird beobachtet, dass die NLO-Variationen zu einer niedrigeren Signifikanz führen. Gleichzeitig zeigen die LO-Variationen bei höheren Signifikanzen ein glatteres Spektrum. Dies bestätigt die Erwartung aus Kapitel 1.3, dass die NLO-Variationen das Datenspektrum besser beschreiben, während die LO-Variationen ein glatteres Spektrum aufweisen.

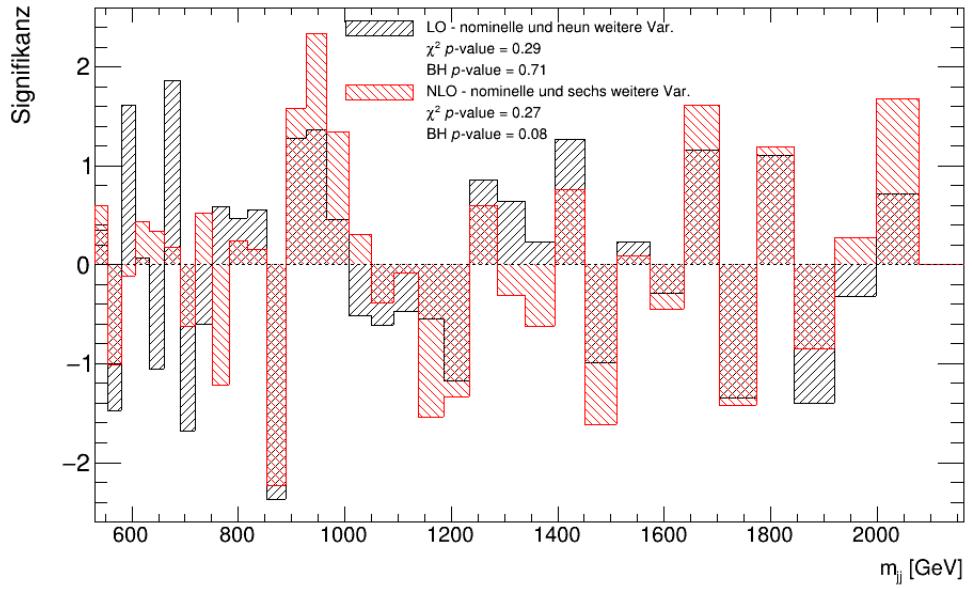


Abbildung 3.10.: Vergleich der Untergrundabschätzung nach gegebenen Abbruchkriterien für J100 Daten mit zehn LO-Variationen und sieben NLO-Variationen.

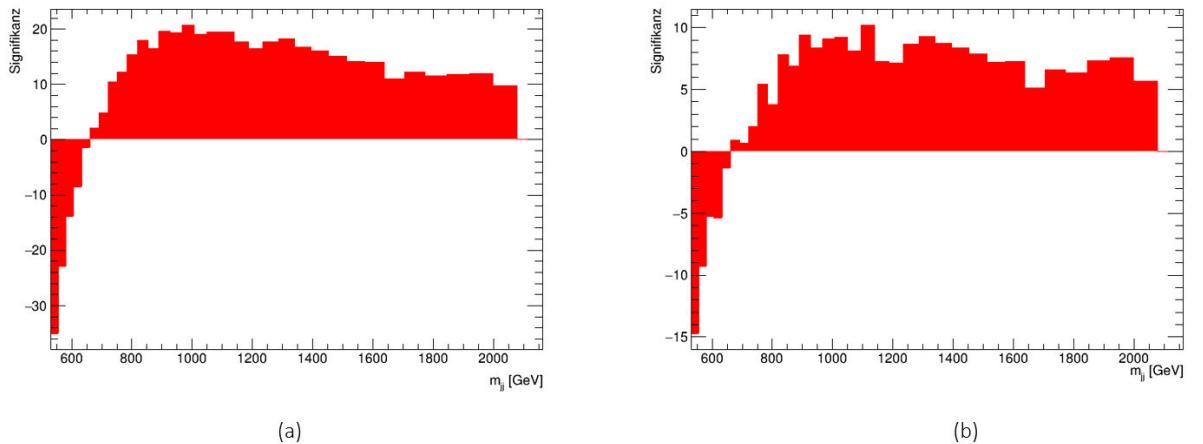


Abbildung 3.11.: Vergleich der Untergrundabschätzung zu den J75 Daten mit dem nominellen LO-Spektrum (a) und dem nominellen NLO-Spektrum (b).

3.4. Injizierte Signale

Der vorangegangene Abschnitt befasste sich damit, inwieweit mit dem Algorithmus der Untergrund im Ganzen abgeschätzt werden kann. Für eine verlässliche Untergrundabschätzung muss jedoch auch sichergestellt werden, dass sich diese tatsächlich nur auf den Untergrund bezieht. Es soll zu keiner ungewollten Anpassung an potentielle Signale kommen, indem die Variationen so kombiniert werden, dass sie dem Signal in Form und Position nahe kommen. Dadurch würde das Signal in einem Signifikanzdiagramm nicht deutlich werden. In diesem Abschnitt der Arbeit wird betrachtet, wie sich der Algorithmus in Bezug auf injizierte Signale verhält, wobei sowohl die Ergebnisse mit NLO-Variationen als auch mit LO-Variationen herangezogen werden.

Um dies zu untersuchen, wurden gaußförmige Signale in das Massenspektrum der J75 Daten injiziert. Die Parameter der Gaußfunktion sind die Amplitude, der Erwartungswert μ und die Standardabweichung σ . Die letzten zwei Parameter entsprechen der Masse einer potentiellen Resonanz und ihrer relativen Breite. Die Standardabweichung wird prozentual zum Erwartungswert angegeben. Zusätzlich wird festgelegt, wie viele Ereignisse in diesem gaußförmigen Signal erzeugt werden. Das gesamte Signal wird mit einem Skalierungsfaktor multipliziert und so auf eine gewünschte Größe skaliert.

Es war notwendig sicherzustellen, dass das Signal selbst gerade so groß ist, um prinzipiell detektiert zu werden. Grundlage für die Festlegung eines geeigneten Skalierungsfaktors war ein zu fluktuierten J75 Daten injiziertes Signal, das unter Verwendung des unveränderten J75 Massenspektrums als Untergrundabschätzung zu einem Signal am Entdeckungsschwellwert führt. Dies entspräche einer perfekten Untergrundabschätzung. Für die tatsächliche Untersuchung der Methode wurde dieser Skalierungsfaktor der Signale verdoppelt. Durch die Verdopplung wird berücksichtigt, dass die zu untersuchende Methode keine perfekte Untergrundabschätzung gewährleistet. Die Entwicklung der Signifikanz der Signale wird abhängig von der Anzahl der Variationen im folgenden Abschnitt für zwei konkrete Beispiele mit den Erwartungswerten von 1000 GeV und 1500 GeV vorgestellt.

3.4.1. Signal bei 1000 GeV

Das isolierte Signal und die zugehörigen Parameter sind in Abbildung 3.12 dargestellt. Wird dieses Signal zu den unveränderten J75 Daten addiert, so werden in dem Algorithmus andere Variationen gewählt, wie im Vergleich zu der Untergrundabschätzung ohne injiziertes Signal. Die Koeffizienten bewegen sich für NLO-Variationen und LO-

Variationen in der gleichen Größenordnung und werden wie auch zuvor mit der Anzahl der Iterationen größer. Wie erwartet sind mehr Iterationen im Vergleich zu den J75 Daten ohne injiziertes Signal notwendig, um einen der Abbruchbedingung entsprechenden χ^2 p-Wert zu erhalten. Die Ergebnisse sind für die LO-Variationen in Tabelle 3.3 beziehungsweise Abbildung 3.13 und für NLO-Variationen in Tabelle 3.4 beziehungsweise Abbildung 3.14 für jeweils zwei, vier, sechs und acht Variationen zusammengefasst.

Für die LO-Variationen wird deutlich, dass es bei steigender Anzahl der Iterationen zu einer vermehrten Anpassung an das Signal kommt. Auch die hohen Signifikanzen zwischen 1800 und 2000 GeV werden mit jeder Iteration stärker reduziert. Gleichzeitig wachsen sie in dem Bereich von 1200 bis 1500 GeV an. Es sind mindestens sechs Iterationen notwendig, um die untere Grenze des Abbruchkriteriums zu überschreiten. Zeitgleich liegt ab der sechsten Iteration das Signal nicht mehr unterhalb des Entdeckungsschwellwertes des BH p-Wertes. Dadurch ist eine Entdeckung des Signals davon abhängig, mit wie vielen Variationen die Untergrundabschätzung berechnet wurde.

Während für die LO-Variationen die lokale Signifikanz des Signals gleichmäßig mit der Anzahl der Variationen zurückgeht, kann für NLO-Variationen die Signifikanz des Signals über mehrere Iterationen relativ konstant gehalten werden. Der Vergleich von Tabelle 3.3 und Tabelle 3.4 zeigt einen langsameren Anstieg der p-Werte der NLO-Variationen im Vergleich zu den LO-Variationen. Erst ab der achten Iteration weist der Untergrund mit den NLO-Variationen nach den gegebenen Abbruchkriterien ein χ^2 p-Wert auf, der die untere Grenze überschreitet. Der BH p-Wert ist dann bei etwa 0,09.

In keinem der Fälle kann unter dem gewählten Abbruchkriterium die Signalsignifikanz erhalten bleiben und gleichzeitig die Daten hinreichend gut beschrieben werden. Zusätzlich fällt im Vergleich von NLO-Variationen und LO-Variationen auf, dass die Koeffizienten für die LO-Variationen bei der gleichen Zahl an Variationen deutlich größer sind. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die NLO-Variationen dem Spektrum der Daten ähnlicher sind.

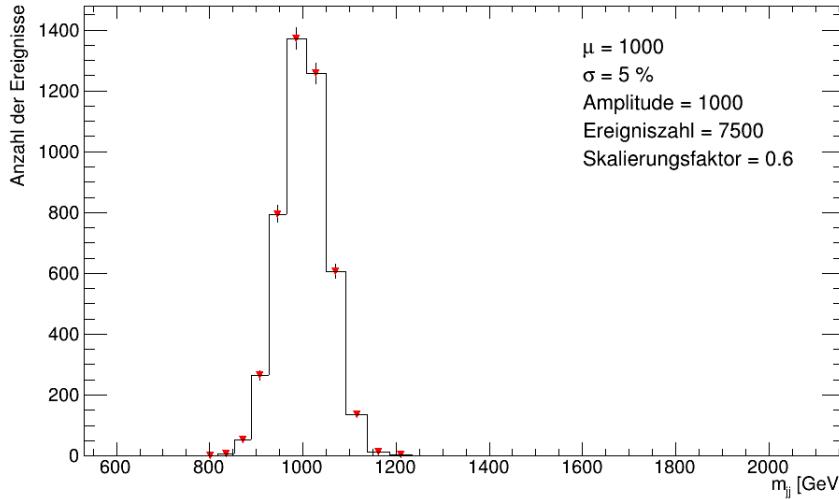


Abbildung 3.12.: Isoliertes gaußförmiges Signal, welches zu den J75 Daten injiziert wurde. Es liegt bei 1000 GeV bei einer relativen Breite von 5%. Alle zugehörigen Parameter sind aufgeführt.

Variation	2. Iteration	4. Iteration	6. Iteration	8. Iteration
Nominell	-6,15	-120,07	-483,28	-785,46
40. PDF	6,29	71,46	295,17	585,00
45. PDF	-	-12,26	-15,51	-82,90
1. α_s	-	60,23	135,70	-198,42
11. PDF	-	-	69,19	31,99
1. Scale	-	-	-2,93	-7,31
46. PDF	-	-	-	133,81
2. PDF	-	-	-	326,23
χ^2 p-Wert	0	$0,014 \pm 0,003$	$0,213 \pm 0,013$	$0,325 \pm 0,015$
BH p-Wert	0	$0,006 \pm 0,002$	$0,124 \pm 0,010$	$0,292 \pm 0,014$

Tabelle 3.3.: Koeffizienten und Ergebnisse der statistischen Analyse zu J75 Daten mit injiziertem Signal bei 1000 GeV unter der Verwendung von LO-Variationen nach zwei, vier, sechs und acht Iterationen.

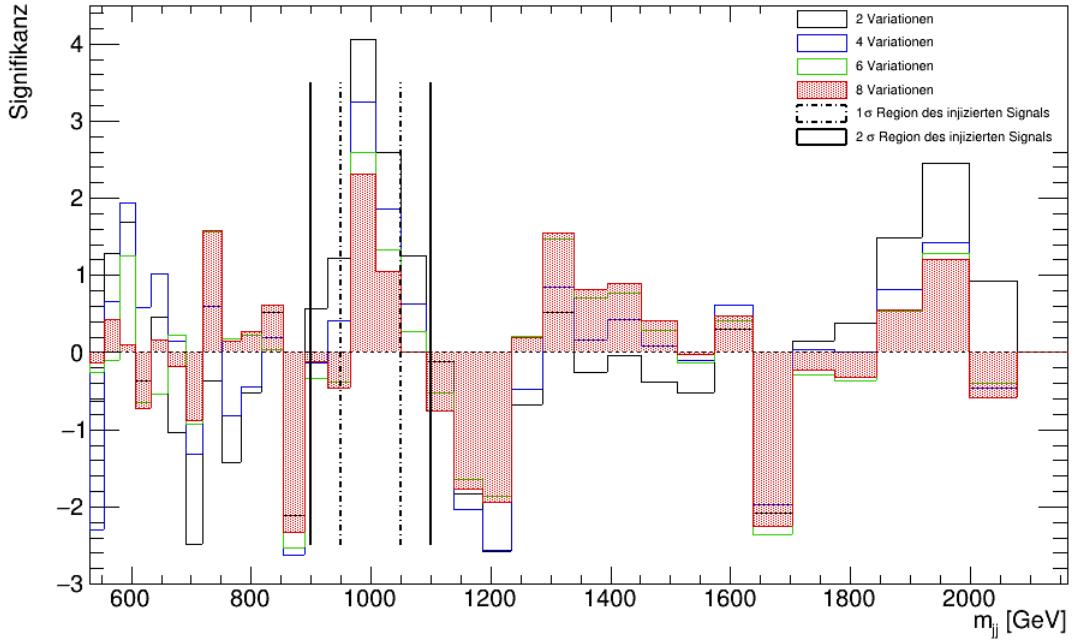


Abbildung 3.13.: Entwicklung des zu den J75 Daten injizierten Signals bei 1000 GeV nach zwei, vier, sechs und acht LO-Variationen.

Variation	2. Iteration	4. Iteration	6. Iteration	8. Iteration
Nominell	-2,76	-4,94	-8,59	-50,43
12. PDF	2,92	1,86	5,44	31,05
2. α_s	-	3,12	-6,59	-82,90
2. Scale	-	0,16	0,18	-3,42
39. PDF	-	-	9,94	26,08
1. Scale	-	-	-0,27	-4,38
4. Scale	-	-	-	-7,54
11. PDF	-	-	-	-10,10
χ^2 p-Wert	0	0	$0,001 \pm 0,001$	$0,06 \pm 0,01$
BH p-Wert	0	0	0	$0,087 \pm 0,009$

Tabelle 3.4.: Koeffizienten und Ergebnisse der statistischen Analyse zu J75 Daten mit injiziertem Signal bei 1000 GeV unter der Verwendung von NLO-Variationen nach zwei, vier, sechs und acht Iterationen.

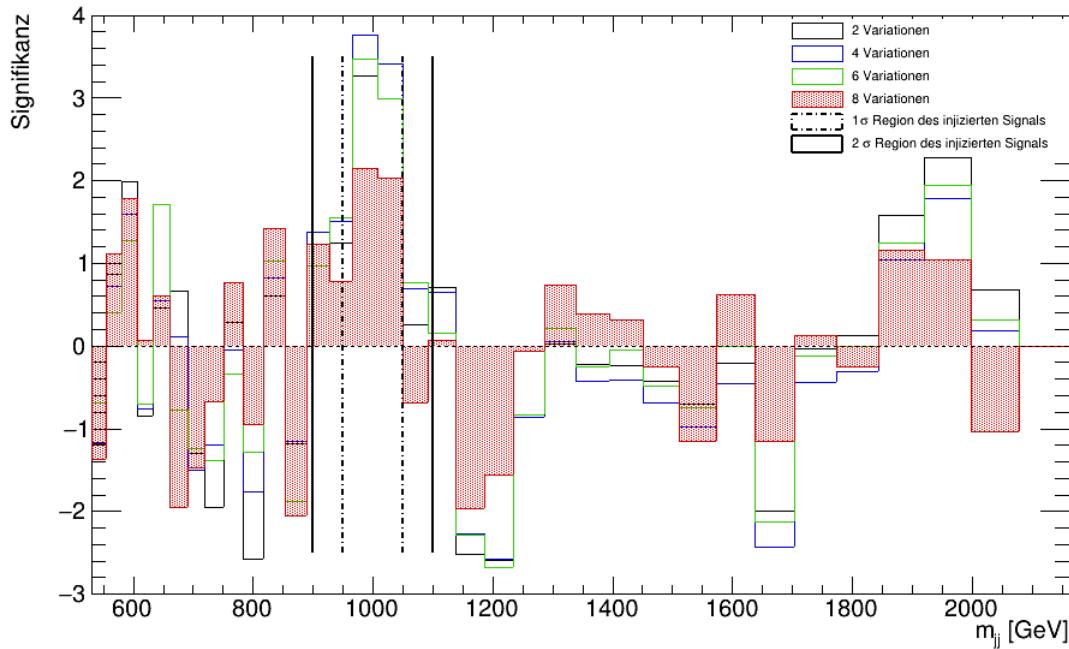


Abbildung 3.14.: Entwicklung des zu den J75 Daten injizierten Signals bei 1000 GeV nach zwei, vier, sechs und acht NLO-Variationen.

3.4.2. Signal bei 1500 GeV

Um zu überprüfen, ob das Problem des Rückgangs des Signals reproduzierbar ist, wurden mehrere Positionen, Breiten und Höhen untersucht. Hier soll nun ein weiteres Beispiel vorgestellt werden.

In Abbildung 3.15 ist das isolierte Signal zu sehen, welches in das Massenspektrum der J75 Daten injiziert wurde. Die Ergebnisse mit den LO-Variationen sind in Abbildung 3.16 beziehungsweise Tabelle 3.5 und für die NLO-Variationen in Abbildung 3.17 beziehungsweise Tabelle 3.6 dokumentiert.

Die Besonderheit der LO-Variationen ist, dass nach der neunten Iteration keine weitere Variation nach dem Auswahlverfahren aus Kapitel 2.3 hinzugefügt wurde, da dies ein höheres χ^2 mit sich bringen würde. Daher stoppte der Algorithmus nach dieser Iteration. Die Entwicklung der Signifikanz nach zwei, vier, sechs und neun Iterationen in Abbildung 3.16 zeigt ein ähnliches Verhalten wie das Signal bei 1000 GeV mit LO-Variationen. Auch hier wird beobachtet, dass die Wiederholung des Algorithmus zu einem Rückgang der Signifikanz des injizierten Signals führt.

Auch das Verhalten des Signals mit NLO-Variationen bestätigt die Beobachtung des

vorangegangen Abschnitts. Die Signifikanz des Signals kann über mehrere Iterationen weitgehend erhalten werden, jedoch passt sich die Untergrundabschätzung an das Signal an, bevor der χ^2 p-Wert eine ausreichend gute Untergrundabschätzung indiziert.

Wie zuvor wird beobachtet, dass die Koeffizienten der LO-Berechnung deutlich größer sind als die der NLO-Berechnung. Erneut kann bei keinem der Fälle unter der gewählten Abbruchbedingung das Signal entdeckt werden. Dies unterstreicht die Notwendigkeit einer alternativen Abbruchbedingung, bei der sowohl der Untergrund im Ganzen gut abgeschätzt wird als auch die lokale Signifikanz des Signals erhalten bleibt.

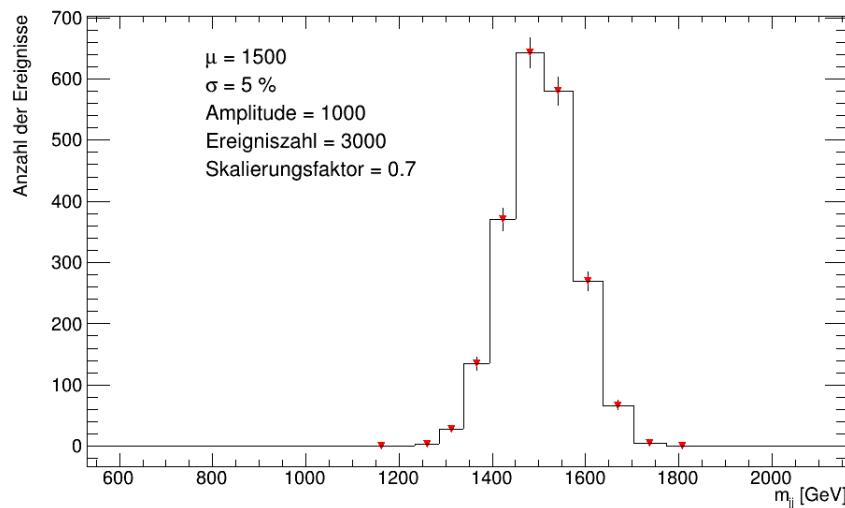


Abbildung 3.15.: Isoliertes gaußförmiges Signal, welches zu den J75 Daten injiziert wurde. Es liegt bei 1500 GeV bei einer relativen Breite von 5%. Alle zugehörigen Parameter sind aufgeführt.

3.4. Injizierte Signale

Variation	2. Iteration	4. Iteration	6. Iteration	9. Iteration
Nominell	6,33	-23,00	-4901,37	-6737,12
2. PDF	-6,18	14,71	133,80	748,09
1. α_s	-	28,06	2334,63	2411,66
2. α_s	-	-19,07	2350,81	2740,73
3. PDF	-	-	35,25	81,03
28. PDF	-	-	46,63	208,07
2. Scale	-	-	-	-16,08
52. PDF	-	-	-	470,85
20. PDF	-	-	-	86,29
χ^2 p-Wert	0	$0,0004 \pm 0,0003$	$0,013 \pm 0,002$	$0,122 \pm 0,004$
BH p-Wert	0	0	$0,019 \pm 0,002$	$0,047 \pm 0,003$

Tabelle 3.5.: Koeffizienten und Ergebnisse der statistischen Analyse zu J75 Daten mit injiziertem Signal bei 1500 GeV unter der Verwendung von LO-Variationen nach zwei, vier, sechs und neun Iterationen.

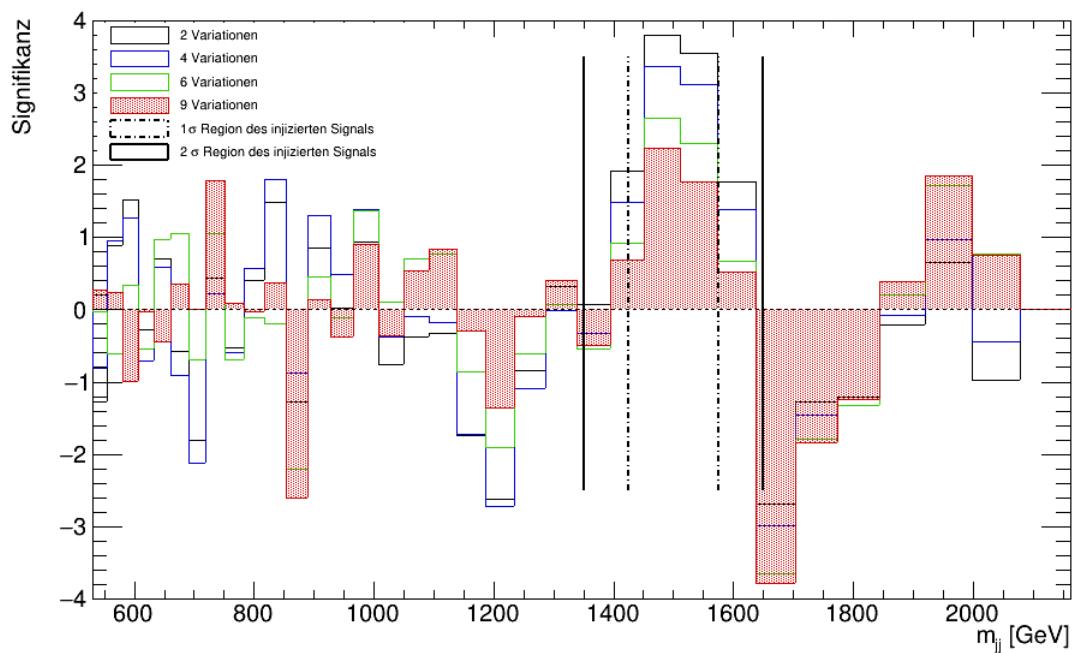


Abbildung 3.16.: Entwicklung des zu den J75 Daten injizierten Signals bei 1500 GeV nach zwei, vier, sechs und neun LO-Variationen.

Variation	2. Iteration	4. Iteration	6. Iteration	9. Iteration	10. Iteration
Nominell	10,62	14,46	22,02	122,63	409,29
1. α_s	-10,35	-12,39	-12,73	-56,01	-148,81
17. PDF	-	-1,30	2,22	37,73	85,25
53. PDF	-	-0,50	-3,94	0,12	-20,91
55. PDF	-	-	-7,20	-41,46	-79,41
43. PDF	-	-	-0,20	-11,25	-29,26
39. PDF	-	-	-	-48,53	-116,38
3. Scale	-	-	-	3,79	-23,18
45. PDF	-	-	-	-6,21	-36,70
4. Scale	-	-	-	-	-38,24
χ^2 p-Wert	0	0,0004 ± 0,0003	0,0006 ± 0,0003	0,013 ± 0,002	0,1896 ± 0,0055
BH p-Wert	0	0	0	0,004 ± 0,001	0,0282 ± 0,0023

Tabelle 3.6.: Koeffizienten und Ergebnisse der statistischen Analyse zu J75 Daten mit injiziertem Signal bei 1500 GeV unter der Verwendung von NLO-Variationen nach zwei, vier, sechs, neun und zehn Iterationen.

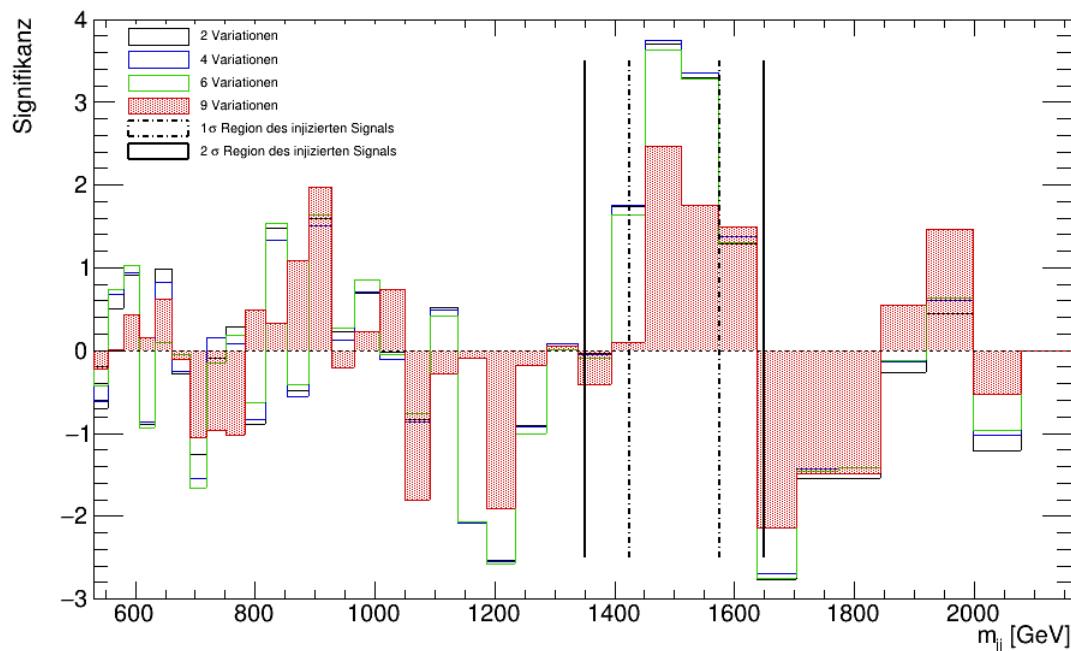


Abbildung 3.17.: Entwicklung des zu den J75 Daten injizierten Signals bei 1500 GeV nach zwei, vier, sechs und neun NLO-Variationen.

3.5. Diskussion der Ergebnisse

In Kapitel 3.1 bis 3.3 wurde die Untergrundabschätzung für die zwei Datensätze J75 und J100 jeweils von 531 - 2079 GeV mit NLO und LO Variationen präsentiert. Dabei hat die Methode vielversprechende Ergebnisse gezeigt, welche in Tabelle 3.7 zusammengefasst sind. Es lässt sich daraus schließen, dass sich mit der untersuchten Methode die Daten gut beschreiben lassen und sie damit prinzipiell für eine Untergrundabschätzung geeignet ist.

Im Vergleich mit der SWiFt Methode wurde gezeigt, dass für die J75 Daten die Linear kombinationen der NLO-Variationen ähnliche Ergebnisse liefern wie die SWiFt Methode. Für die J100 Daten ergibt sich ein besserer χ^2 p-Wert im Vergleich zu SWiFt, wenn der Untergrund entweder mit NLO- oder LO-Variationen abgeschätzt wird.

Weiterführend wurde der Einfluss der Anzahl der Variationen untersucht. Dabei konnte beobachtet werden, dass mindestens zwei Variationen notwendig sind, um einen hinreichend gute Untergrundabschätzung zu berechnen. Die genaue Anzahl der Variationen hängt sowohl von der Statistik der Daten als auch von den Kriterien an die Untergrundabschätzung ab, welche sich im Abbruchkriterium widerspiegeln.

Zudem wurde der Unterschied zwischen NLO-Variationen und LO-Variationen in Bezug auf diese Methode untersucht. Die NLO-Variationen sind bei ausreichender statistischer Präzision zu favorisieren, da sie das Spektrum der Daten genauer beschreiben, was in niedrigeren Signifikanzen und einem höheren χ^2 p-Wert bei einer gleichen Anzahl an Variationen resultiert.

Des Weiteren wurde untersucht, wie sich injizierte Signale mit dieser Methode der Unter grundabschätzung verhalten. Anhand von zwei Beispielen wurde veranschaulicht, dass die lokale Signifikanz des Signals durch mehr Variationen reduziert wird. Dies geschieht für LO-Variationen gleichmäßig mit der Anzahl der Variationen. Für NLO-Variationen wird die lokale Signifikanz über mehr Iterationen erhalten. Jedoch passt sich nach einer gewissen Zahl an Variationen die Untergrundabschätzung mit NLO-Variationen an die Form des Signals an. Es war nicht möglich, nach dem gegebenen Abbruchkriterien eine ausreichend gute Untergrundabschätzung und zeitgleich die Detektion des Signals zu erreichen.

		NLO	LO	SWiFt
J75	χ^2 p-Wert	$0,47 \pm 0,02$	$0,38 \pm 0,02$	$0,45 \pm 0,02$
	BH p-Wert	$0,37 \pm 0,02$	$0,23 \pm 0,01$	$0,61 \pm 0,02$
J100	χ^2 p-Wert	$0,27 \pm 0,01$	$0,29 \pm 0,01$	$0,13 \pm 0,01$
	BH p-Wert	$0,08 \pm 0,01$	$0,71 \pm 0,01$	$0,44 \pm 0,02$

Tabelle 3.7.: Zusammenfassung der p-Werte für die J75 und J100 Daten bei verschiedenen Untergrundabschätzungen. Neben den Untergrundabschätzungen durch die Linearkombinationen mit NLO- und LO-Variationen werden auch die Ergebnisse mit der SWiFt Methode aufgeführt. Bei den Linearkombinationen wurde jeweils die Anzahl der Variationen gewählt, welche nach dem gegebenen Abbruchkriterium die beste Untergrundabschätzung ermöglicht.

3.6. Problematik und Lösungsansätze

Neben den Signalen bei 1000 GeV und 1500 GeV wurden noch weitere, hier nicht weiter gezeigte, Massenpunkte untersucht, bei denen sich die gleichen Beobachtungen machen ließen. Bei den LO-Variationen wird die Signifikanz des Signals gleichmäßig über die Anzahl der Iterationen reduziert, während bei den NLO-Variationen die lokale Signifikanz des Signals über mehr Wiederholungen erhalten bleibt, doch insgesamt auch reduziert wird. Kein Untergrund bei diesen oder anderen Beispielen konnte bei dem gegebenen Abbruchkriterium ausreichend gut abgeschätzt werden, ohne sich an das Signal anzupassen, sodass es detektiert werden konnte. Das angestrebte Optimum liegt bei so vielen Iterationen wie nötig, um die Daten ausreichend zu beschreiben, und gleichzeitig so wenigen Iterationen wie möglich, damit das Signal detektiert werden kann.

Um dieses Problem weiter zu untersuchen, wurde als erstes sichergestellt, dass es auch bei anderen Größen, Positionen, Energiebereichen und Breiten besteht. Jedes untersuchte Signal zeigte dasselbe Verhalten wie die zwei aufgeführten Beispiele.

Um das Problem zu lösen, wurden als erster Ansatz bestimmte Variationen erzwungen oder verboten, sodass ausgeschlossen werden kann, dass sich die Untergrundabschätzung nur mit Hilfe bestimmter Variationen an das Signal anpassen kann. Jedoch zeigt dieser Ansatz keinen Erfolg in Bezug auf die Erhaltung der lokalen Signifikanz der Signale.

Zusätzlich wurde der Massenbereich der Untergrundabschätzung erweitert. Somit sollte der Fokus mehr auf den gesamten Untergrund gelegt werden und dadurch die Flexibilität in Bezug auf das Signal gemindert werden. Auch dadurch ließ sich keine signifikante Verbesserung feststellen.

Ein weiterer Lösungsansatz war, den Algorithmus als solchen robuster zu machen. Hierfür

sollten die Koeffizienten eingeschränkt werden, da die hohen Absolutwerte der Koeffizienten nach mehreren Iterationen auffällig waren. Diese bergen die Gefahr, dass die Variationen so kombiniert werden können, dass sie sich auch an lokale Fluktuationen anpassen können. Es bietet sich beispielsweise an, die Koeffizienten auf Werte zwischen 0 und 1 zu beschränken. Die ROOT Methode NormalEqn bietet keine Einschränkung der Koeffizienten an. Als alternative Methode zur Lösung der linearen Gleichung wurde die ROOT Klasse *TFractionFitter* genutzt, da in dieser die Einschränkung der Koeffizienten implementiert ist [16]. Dies führte innerhalb der Implementierung des TFractionFitters bereits ohne injiziertes Signal sowohl mit als auch ohne Einschränkung der Koeffizienten zu einer Verschlechterung der Untergrundabschätzung, weshalb der Ansatz nicht weiter verfolgt wurde.

Des Weiteren wurde versucht, mit dem Verhältnis der Variationen anstelle der Variationen selbst und statt der Daten mit der normierten Differenz aus Daten und dem nominellen Spektrum zu arbeiten. Dies führte zu den gleichen Ergebnissen wie die Ausgangsmethode. Somit zeigte keiner dieser Lösungsansätze eine signifikante Verbesserung.

3.7. Ausblick

Um das Problem der Anpassung an die Signale zu umgehen, bieten sich zwei Lösungsstrategien an. Einerseits kann der Algorithmus selbst robuster gemacht werden. Neben den bereits verfolgten und zuvor erläuterten Lösungsansätzen, wäre es möglich, die Methode um einen *Sliding-Window-Side-Band-Fit* zu erweitern. In Abbildung 3.18 ist die Idee visualisiert. Aus den Daten und den theoretischen Berechnungen wird ein Fenster geschnitten, woraufhin die Koeffizienten für das restliche Spektrum bestimmt werden. Dadurch kann die Untergrundabschätzung in das Fenster extrapoliert werden. Liegt in diesem Fenster nun ein Signal, so wird es bei der Berechnung nicht berücksichtigt und wird in den Signifikanzen ersichtlich. Dieses Fenster läuft Bin für Bin über das gesamte Spektrum. Damit kann jeder Punkt des Spektrums extrapoliert und damit der Untergrund ohne Berücksichtigung eines Signals abgeschätzt werden.

Ein weiterer Ansatz, um den Algorithmus robuster zu machen, ist die weitere Untersuchung, wie sich eine Beschränkung des Wertebereichs der Koeffizienten von 0 bis 1 auf die Untergrundabschätzung auswirkt. Eine Umsetzung innerhalb eines anderen Lösungsalgorithmus neben TFractionFitter sollte angestrebt werden.

Andererseits lässt sich untersuchen, ob ein neues Abbruchkriterium festgelegt werden kann, wodurch weniger Iterationen notwendig werden. Beispielhaft kann über die rela-

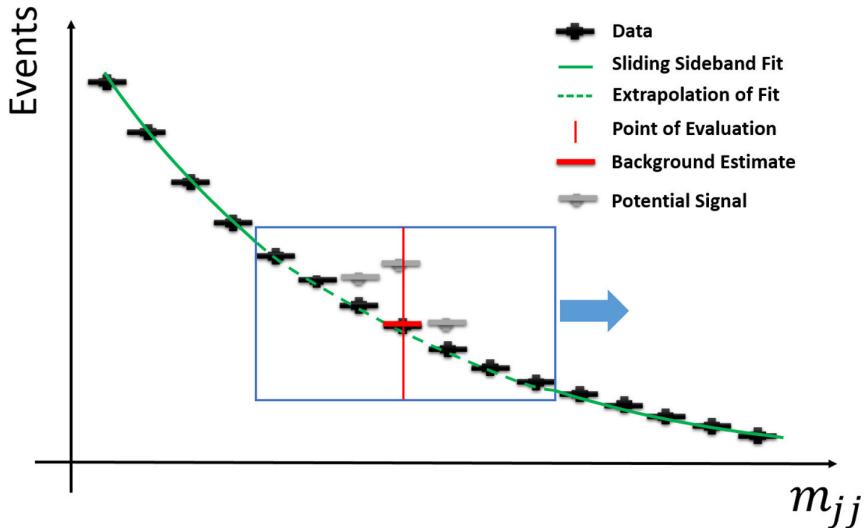


Abbildung 3.18.: Visuelle Darstellung der Idee für den Sliding Window Side Band Fit, welche sich als Erweiterung der Methode anbietet. Die Abbildung wurde aus [10] entnommen.

tive Verbesserung von Iteration zu Iteration über das χ^2 argumentiert werden. Ist die relative Änderung nicht groß genug, wird der Algorithmus nicht mehr wiederholt.

Ein weiterer Ansatz für ein alternatives Abbruchkriterium ist die Betrachtung der ersten und zweiten Ableitung des Spektrums. Die erste Ableitung sollte immer negativ und die zweite Ableitung immer positiv sein. Außerdem ließe sich eine Stoppbedingung formulieren, die nicht alleine von den p-Werten sondern auch von der Form der Signifikanz zwischen Daten und Untergrundabschätzung abhängt. Beispielhaft kann in dem Fall der J100 Daten ohne injiziertes Signal ein wellenartiger Verlauf in der Abweichungs signifikanz beobachtet werden, welcher nach weiteren Iterationen weniger ausgeprägt ist (siehe Abbildung 3.7). Dieses Verhalten kann möglicherweise genutzt werden, um eine Abbruchbedingung zu erweitern.

Des Weiteren bietet es sich an den Einfluss der Glattheit der Variationen weiter zu untersuchen. Das Verhältnis zwischen den LO- und NLO-Variationen kann berechnet werden, was einem von m_{jj} abhängigen sogenannten k-Faktor entspricht. Werden diese k-Faktoren gefittet und somit geglättet, kann der entsprechende Faktor mit den LO-Variationen multipliziert werden. Dadurch kann die Form der NLO-Variationen jedoch mit glattem Spektrum erhalten werden.

Alle Ansätze, die zusätzlich auch untereinander kombiniert werden können, bieten sich für zukünftige Untersuchungen an.

4. Zusammenfassung

Das Dijet m_{jj} Spektrum ist eine interessante Observable, da Abweichungen von dessen Glattheit, insbesondere Resonanzen, ein Indikator für Physik jenseits des Standardmodells darstellen. Die Analyse dieses Spektrums erfolgt maßgeblich über eine datengetriebene Untergrundabschätzung, an die mit zunehmender statistischer Präzision der Daten immer höhere Anforderungen gestellt werden. Die Dijet TLA nutzt nur die Ereignisinformationen, die dem HLT zur Verfügung stehen, wodurch die Ereignisrate erhöht und die statistische Präzision bei kleinen Massen ausgeweitet wird. Für den bevorstehenden statistischen Anstieg der Daten wird eine neue Methode der Untergrundabschätzung notwendig, da die bisher benutzte SWiFt Methode eine erhebliche Reduktion der Sensitivität auf potentielle Signale mit sich bringen würde.

Ziel dieser Arbeit war die Untersuchung einer neuen Methode, welche Linearkombinationen von LO- beziehungsweise NLO-Theorievariationen des Dijet Massenspektrums nutzt. Es ist gelungen den Untergrund für die J75 und J100 TLA Daten von 2016 nach den gewählten Kriterien gut abzuschätzen. Im Vergleich zu der SWiFt Methode zeigt die neue Methode vergleichbare oder höhere χ^2 p-Werte. Die NLO-Variationen sind bei ausreichender statistischer Präzision zu bevorzugen, da sie das Spektrum global besser abbilden.

Um sicherzustellen, dass sich die Abschätzung nur auf den Untergrund bezieht und es nicht zu einer ungewollten Anpassung an potentielle Signale kommt, wurden zu den J75 Daten gaußförmige Signale injiziert. Es konnte gezeigt werden, dass für LO-Variationen die Sensitivität für potentielle Signale gleichmäßig mit der Anzahl der verwendeten Variationen abnimmt. Bei NLO-Variationen ist die lokale Signifikanz des Signals über mehrere Iterationsschritte im Vergleich besser erhalten. Es ist wünschenswert, die Anpassung an Signale zu reduzieren. Dafür wurden verschiedene Lösungsansätze verfolgt, welche zu keiner signifikante Verbesserung führten. Weitere Strategien zur Behebung des Problems wurden erläutert, die sich für eine weiterführende Untersuchung anbieten.

A. Anhang

A.1. Auswahl an NLO-Variationen

Auswahl an NLO-Variationen mit $|y^*| < 0,3$ im Verhältnis zu dem nominellen Spektrum.
 Diese Auswahl steht beispielhaft für die Vielfältigkeit der Formen der Variationen.

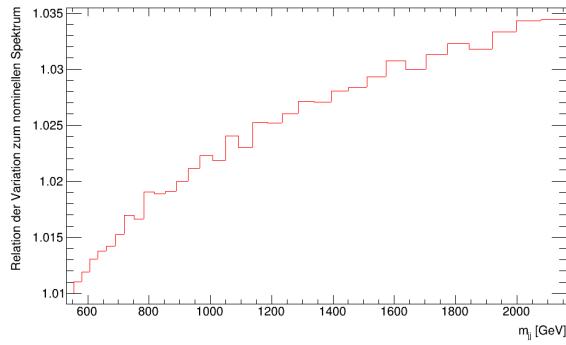


Abbildung A.1.: 1. Scale NLO-Var.

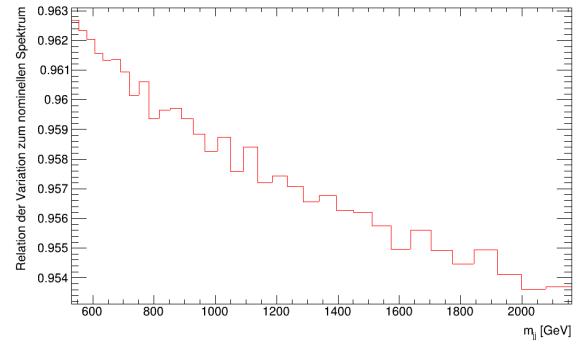


Abbildung A.2.: 2. Scale NLO-Var.

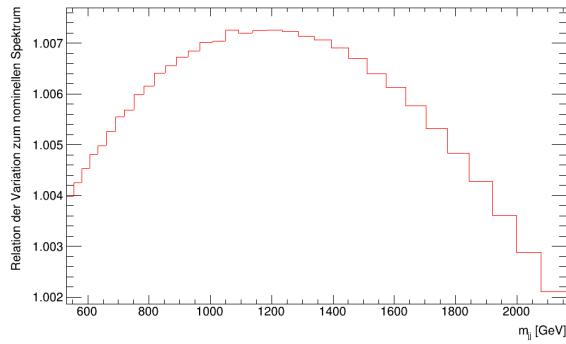


Abbildung A.3.: 44. PDF NLO-Var.

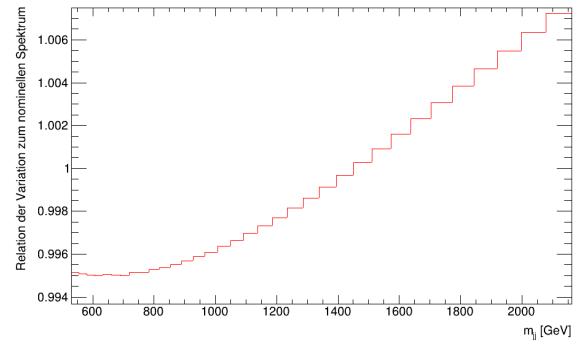


Abbildung A.4.: 49. PDF NLO-Var.

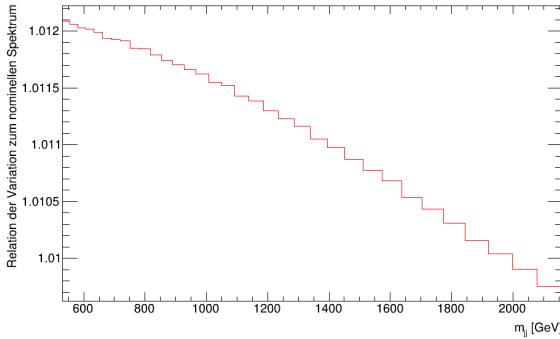


Abbildung A.5.: 1. α_S NLO-Var.

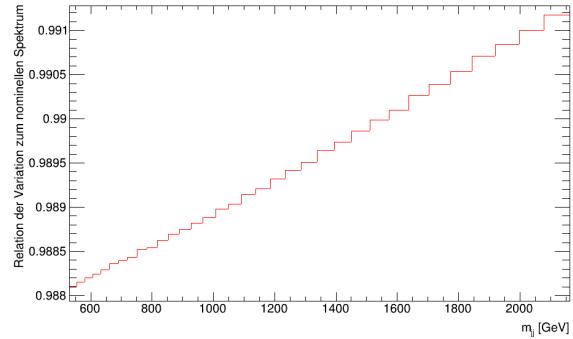


Abbildung A.6.: 2. α_S NLO-Var.

A.2. J75 Daten mit NLO-Variationen

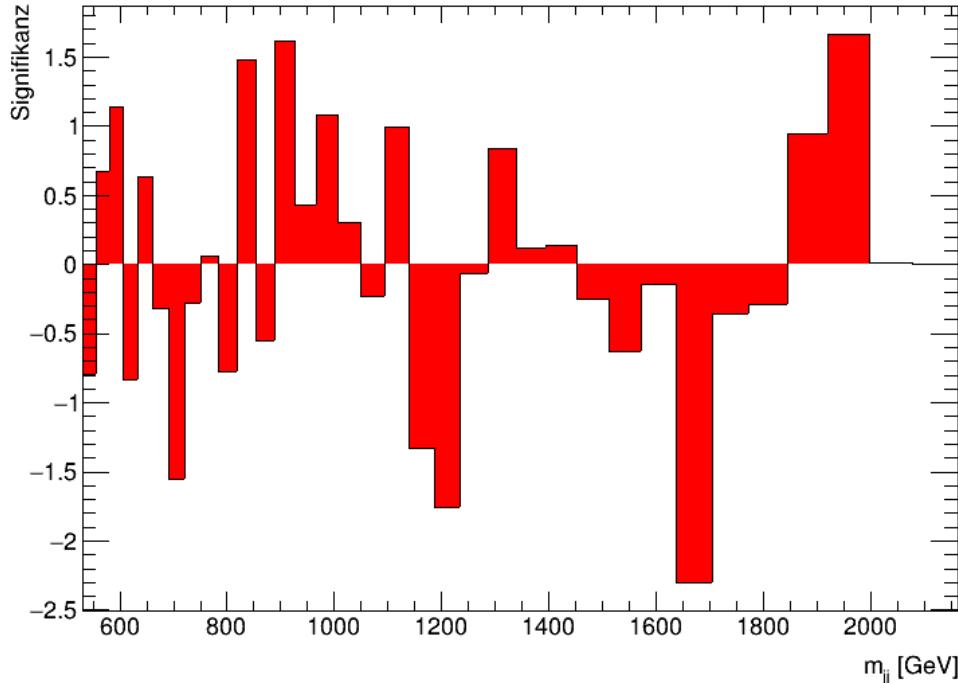


Abbildung A.7.: J75 Daten mit drei Variationen. Abweichungssignifikanz zwischen Daten und Untergrundabschätzung. Detaillierte Informationen zu der Wahl der Variationen und den Koeffizienten sind in Tabelle 3.1 dokumentiert. Ergebnisse der statistischen Analyse: χ^2 p-Wert = 0,64 und BH p-Wert = 0,69.

A.3. J100 Daten mit NLO-Variationen

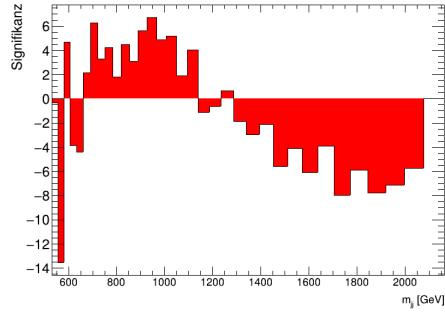


Abbildung A.8.: J100 mit 3 NLO-V. χ^2
p-Wert = 0, BH p-Wert = 0.

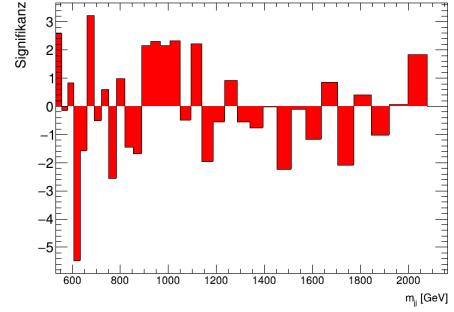


Abbildung A.9.: J100 mit 4 NLO-V. χ^2
p-Wert = 0, BH p-Wert = 0.

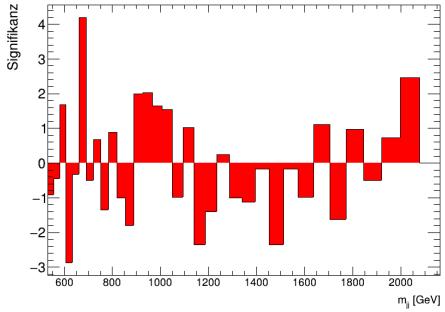


Abbildung A.10.: J100 mit 5 NLO-V.
 χ^2 p-Wert = 0, BH p-Wert = 0,017.

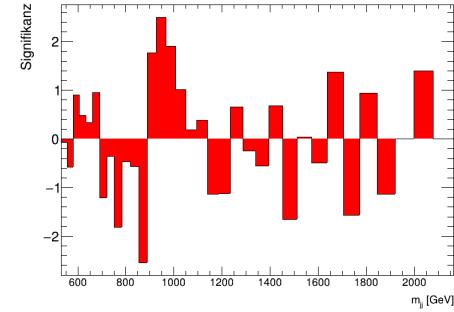


Abbildung A.11.: J100 mit 6 NLO-V.
 χ^2 p-Wert = 0,085,
BH p-Wert = 0,014.

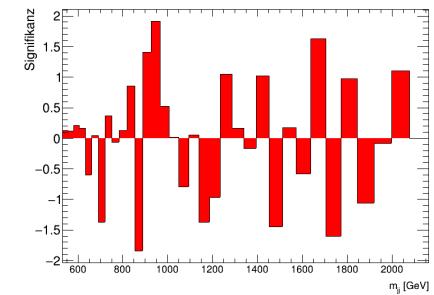


Abbildung A.12.: J100 mit 8 NLO-V.
 χ^2 p-Wert = 0,665,
BH p-Wert = 0,384.

A.4. J75 Daten mit LO-Variationen

Variation	1. Iteration	2. Iteration	3. Iteration
Nominell	0,158	-4,403	-5,537
52. PDF	-	4,554	6,393
45. PDF	-	-	-0,705
χ^2 p-Wert	0	$0,38 \pm 0,02$	$0,52 \pm 0,02$
BH p-Wert	0	$0,23 \pm 0,01$	$0,80 \pm 0,01$

Tabelle A.1.: Koeffizienten und Ergebnisse der statistischen Analyse der Untergrundabschätzung der LO-Variation zu den J75 Daten.

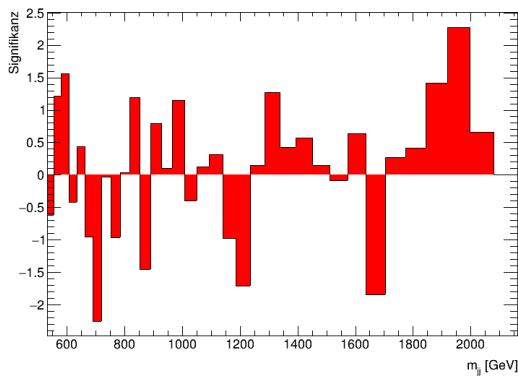


Abbildung A.13.: Untergrundabschätzung zu J75 mit Hilfe der nominellen und einer weiteren LO-Variation.

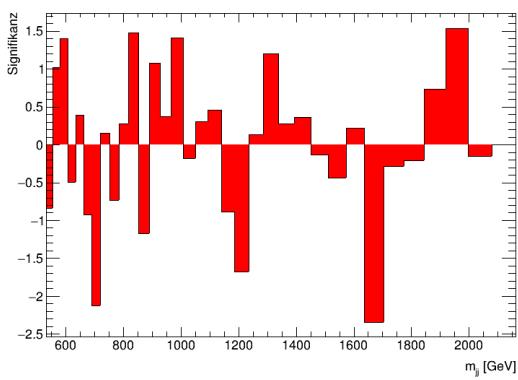


Abbildung A.14.: Untergrundabschätzung zu J75 mit Hilfe der nominellen und zwei weiteren LO-Variationen.

A.5. J100 Daten mit LO-Variationen

Variation	1. Iteration	2. Iteration	10. Iteration	11. Iteration
Nominell	1,14	12,59	3266,64	3309,02
19. PDF	-	-11,47	-2712,13	-2496,78
1. PDF	-	-	659,41	311,83
2. α_S	-	-	2193,56	1901,31
50. PDF	-	-	368,79	487,03
44. PDF	-	-	-178,71	-105,30
51. PDF	-	-	-743,00	-642,02
2. Scale	-	-	-64,40	-97,47
20. PDF	-	-	-2781,49	-2493,37
1. Scale	-	-	7,10	22,45
13. PDF	-	-	-	-192,67
χ^2 p-Wert	0	$0,001 \pm 0,001$	$0,287 \pm 0,014$	$0,525 \pm 0,016$
BH p-Wert	0	$0,012 \pm 0,003$	$0,707 \pm 0,014$	$0,874 \pm 0,010$

Tabelle A.2.: Koeffizienten und Ergebnisse der statistischen Analyse der Untergrundabschätzung zu J100 mit LO-Variationen.

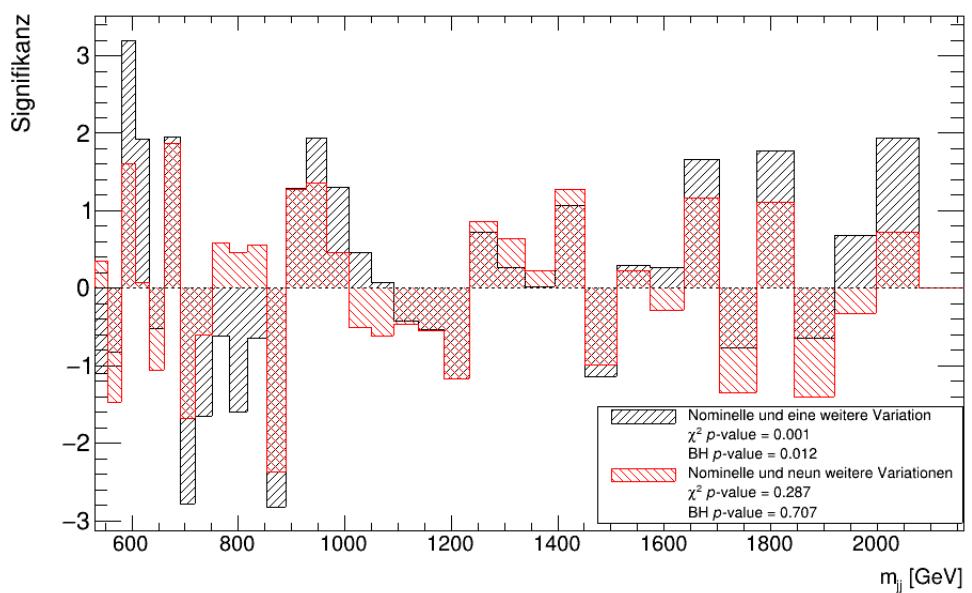


Abbildung A.15.: Vergleich der Untergrundabschätzungen zu J100 mittels der zwei LO-Variation beziehungsweise zehn LO-Variationen.

Literaturverzeichnis

- [1] ATLAS Collaboration. The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider. *Journal of Instrumentation*, 3:S08003, 2008. doi: 10.1088/1748-0221/3/08/S08003.
- [2] ATLAS Collaboration. Search for light dijet resonances with the ATLAS detector using a Trigger-Level Analysis in LHC pp collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV. Technical Report ATLAS-CONF-2016-030, CERN, Geneva, Jun 2016. URL <https://cds.cern.ch/record/2161135>.
- [3] ATLAS Collaboration. Search for low-mass dijet resonances using trigger-level jets with the ATLAS detector in pp collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV. *Physical Review Letter*, 121(8), 2018. doi: 10.1103/PhysRevLett.121.081801.
- [4] M. Cacciari, G. P. Salam, and G. Soyez. The anti- k_t jet clustering algorithm. *Journal of High Energy Physics*, 04:063, 2008. doi: 10.1088/1126-6708/2008/04/063.
- [5] CDF Collaboration. Global Search for New Physics with 2.0 fb^{-1} at CDF. *Physical Review*, D79:011101, 2009. doi: 10.1103/PhysRevD.79.011101.
- [6] M. Chala, F. Kahlhoefer, M. McCullough, G. Nardini, and K. Schmidt-Hoberg. Constraining dark sectors with monojets and dijets. *Journal of High Energy Physics*, (89), 2015.
- [7] G. Choudalakis. On hypothesis testing, trials factor, hypertests and the BumpHunter. In *Proceedings, PHYSTAT 2011 Workshop on Statistical Issues Related to Discovery Claims in Search Experiments and Unfolding, CERN, Geneva, Switzerland 17-20 January 2011*, 2011.
- [8] S. Dulat, T.-J. Hou, J. Gao, M. Guzzi, J. Huston, P. Nadolsky, J. Pumplin, C. Schmidt, D. Stump, and C. P. Yuan. New parton distribution functions from a global analysis of quantum chromodynamics. *Physical Review*, D93(3):033006, 2016. doi: 10.1103/PhysRevD.93.033006.

- [9] R. M. Harris and K. Kousouris. Searches for Dijet Resonances at Hadron Colliders. *Int. J. Mod. Phys.*, A26:5005–5055, 2011. doi: 10.1142/S0217751X11054905.
- [10] H. Meyer zu Theenhausen. Illustration des sliding window side band fits, 2018.
- [11] H. Meyer zu Theenhausen. *Search for Light Dijet Resonances using Trigger Jets with the ATLAS Experiment at the Large Hadron Collider*. PhD thesis, Universität Heidelberg, 2018.
- [12] Z. Nagy. NLOJet++ General Description. URL <http://www.desy.de/~znagy/Site/NLOJet++.html>.
- [13] Z. Nagy. Next-to-leading order calculation of three jet observables in hadron hadron collision. *Physical Review*, D68, 2003. doi: 10.1103/PhysRevD.68.094002.
- [14] J. Pequenao. Computer generated image of the whole ATLAS detector. 2008. URL <https://cds.cern.ch/record/1095924>.
- [15] ROOT Data Analysis Framework. Tdecompchol.h - file reference - function documentation, . URL https://root.cern.ch/doc/v610/TDecompChol_8h.html.
- [16] ROOT Data Analysis Framework. Tfractionfitter - file reference, . URL <https://root.cern.ch/doc/master/classTFractionFitter.html>.
- [17] M. Thomson. *Modern Particle Physics*. Cambridge University Press, 2013.
- [18] Wikipedia. Standardmodell - Wikipedia, Die freie Enzyklopädie. Online; Stand 6. Februar 2019. URL: <https://de.wikipedia.org/wiki/Standardmodell>.

Erklärung

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

Heidelberg, den 11.02.2019

Unterschrift