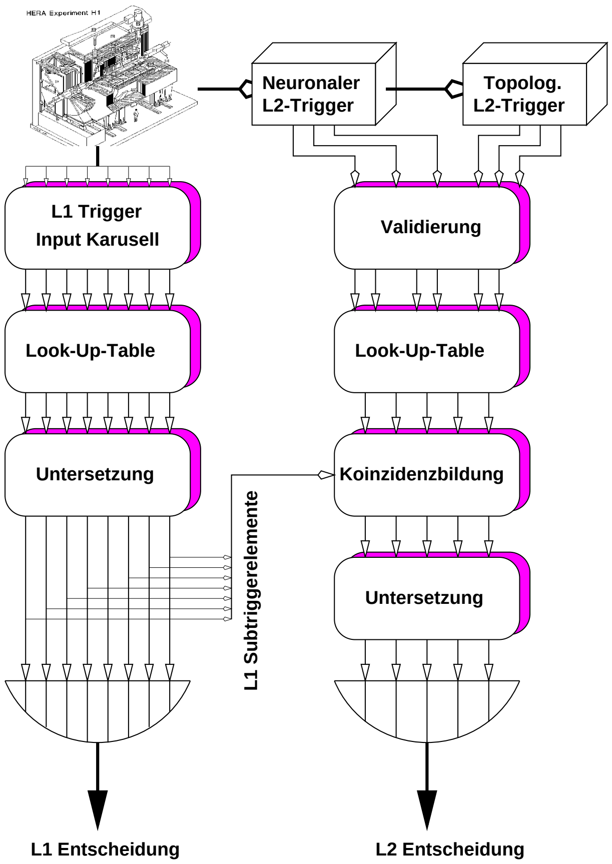

Abbildung 3.11: *Der Weg von den Level-2 Triggerelementen zur L2–Entscheidung.*

noch zu hoch ist, benötigt man eine Möglichkeit zum statistischen Verwerfen (Untersetzung) dieser Trigger. Erst danach wird aus einer logischen Oder-Verknüpfung der einzelnen boole'schen L2–Entscheidungen das L2–Triggersignal gebildet. Der Weg von den Level-2 Triggerelementen zum L2-Entscheidungssignal und das Zusammenspiel mit dem Level-1-System ist in Abbildung 3.11 dargestellt.

Der neuronale Level-2-Trigger ist seit August 1995 in das H1–Experiment integriert und liefert Daten [72].

Kapitel 4

Die Selektionsstrategie für Trigger- und Analysedaten

Die Auswahl von Ereignissen ist einer der wichtigsten Schritte bei der Analyse von Daten aus Hochenergiephysikexperimenten. Pro Jahr werden Kollisionen in der Größenordnung von $\mathcal{O}(10^{12})$ im H1-Detektor registriert. Der vierstufige Trigger ist dazu konzipiert worden, diese Zahl auf 10^8 Ereignisse zu reduzieren [73], da das Datennahmesystem nur diese Anzahl permanent aufzeichnen kann.

Um zu Datenmengen zu gelangen, die in einer Physikanalyse handhabbar sind, ist die weitere Reduktion der Datenmenge auf die jeweils interessierenden Ereignisse mit charakteristischen Eigenschaften unumgänglich.

In diesem Kapitel wird die grundlegende Strategie im Hinblick auf die Wahl von relevanten Triggern und die Selektion für die Physikanalyse vorgestellt. Daran schließt sich eine Motivation für die Wahl des Schwerquarkproduktionsprozesses und des Zerfallskanals an. Die Gründe für die konkreten Vorselektionsschnitte werden in einem weiteren Abschnitt beleuchtet.

4.1 Die generelle Strategie

Diese Arbeit verfolgt im Kern zwei Ziele. Das eine ist die Entwicklung von selektiven Triggern, mit denen Schwerquarkereignisse mit höherer Effizienz als bisher erkannt werden können. Das andere ist die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts von $D^{*\pm}$–Mesonen als Grundlage für Untersuchungen zur Gluondichteverteilung im Proton.

Zur Erreichung dieser Ziele müssen eine Reihe gemeinsamer Schritte unternommen werden. Ergebnisse der einen Untersuchung wirken auf die andere Untersuchung zurück. So muß zuerst eine Vorauswahl von Ereignissen stattfinden, die als Kandidaten für Schwerquarkereignisse gelten, um deren spezifische Signatur im Hinblick auf ihre Triggereigenschaften erkennen zu können (vgl. Abschnitt 4.2). Nachdem diese Signaturen auf Ebene des Level-1-Triggers erkannt worden sind, kommen die

Trigger mit den höchsten Raten in die engere Wahl für eine Optimierung mit Hilfe des Level-2-Triggers.

In dieser Arbeit wird speziell der auf neuronalen Netzwerken basierende Level-2-Trigger untersucht. Zum Trainieren von Netzwerken ist eine vorselektierte Menge an Ereignissen erforderlich, die dieselben charakteristischen Eigenschaften aufweisen, wie die später zu triggernden D$^{*\pm}$–Ereignisse. Nachdem die Netzwerke trainiert worden sind, muß deren Leistungsfähigkeit anhand der vorausgewählten Ereignisse getestet werden (vgl. Kapitel 5). Um die endgültige Effizienz für die D$^{*\pm}$–Ereignisse zu bestimmen, ist es notwendig, von der Vorauswahl abzurücken und zu einer restriktiven Selektion überzugehen, die das Verhältnis von D$^{*\pm}$–Ereignissen zu Untergrundereignissen optimiert (vgl. Kapitel 6). Bei diesem Schritt wird der Wirkungsquerschnitt der D$^{*\pm}$–Produktion bestimmt. Daran schließt sich wiederum eine Untersuchung des Einflusses des neuronalen L2-Triggers auf die Analyseergebnisse an, womit der Kreis zwischen Trigger- und Analyseuntersuchungen geschlossen wird.

4.2 Eigenschaften von D$^{*\pm}$–Mesonen

Im Kapitel 1 wurde detailliert auf die Produktionsmechanismen der schweren Quarks eingegangen. Durch die hohe Masse wird die Produktion von Hadronen mit Charm von der Fragmentation primärer Charm–Quarks dominiert. Deshalb stammen die identifizierten Hadronen mit Charm nicht aus sekundären Reaktionen, die bei der Fragmentation und Hadronisierung auftreten. Man hat somit bei der Messung eine direkte Information darüber, was bei der primären Wechselwirkung von Elektron und Proton stattgefunden hat.

In Abbildung 4.1 ist festgehalten, in welche Teilchen das Charm fragmentiert. Zu 90% werden Mesonen gebildet, nur zu 10% Baryonen. Dreiviertel aller Mesonen manifestieren sich aufgrund der Spinabhängigkeit des Phasenraums als D*–Vektormesonen. Aufgrund dieser großen Fragmentationswahrscheinlichkeit werden im weiteren nur die Möglichkeiten zur Identifikation der D*–Vektormesonen dargestellt.

- Das neutrale D^{*0}–Meson zerfällt in zwei Moden in D^0–Mesonen.

$$\begin{aligned} D^{*0} &\longrightarrow D^0 + \gamma \\ D^{*0} &\longrightarrow D^0 + \pi^0 \end{aligned}$$

  Der erste Zerfall ist leichter beobachtbar. Man weist das Photon durch das bei der Photonkonversion entstehende Elektron-Positron Paar nach. Das Pion des zweiten Zerfalls läßt sich durch seinen Zerfall in zwei Photonen nachweisen. Da die Energie des π^0 sich aber aufspalten muß, ist dieser Nachweis schwieriger [74]. Das D^0 wird in beiden Fällen am effizientesten über den Zerfall $D^0 \to K^- + \pi^+$ nachgewiesen.

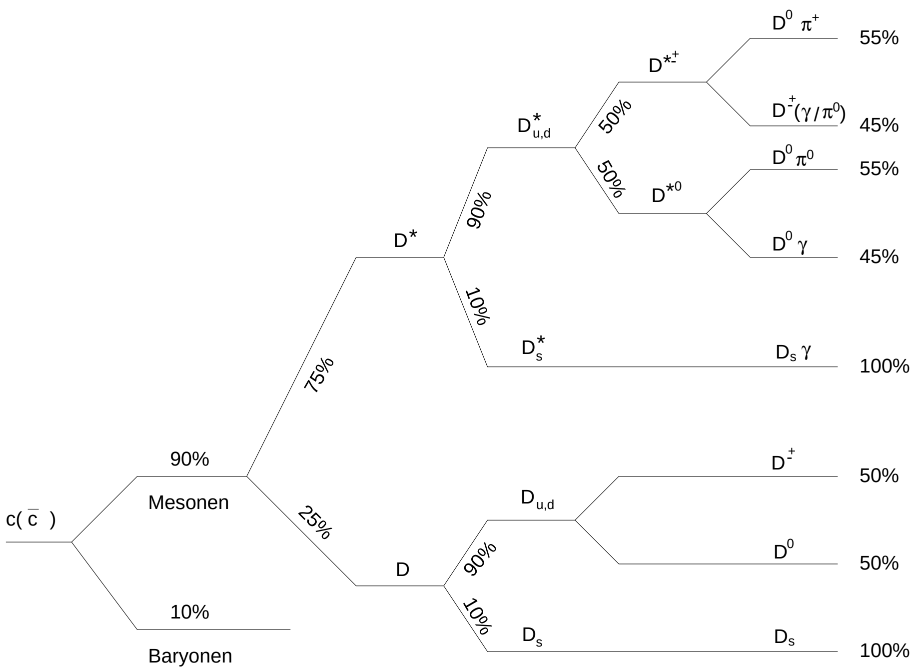

Abbildung 4.1: *Fragmentation des Charm-Quarks in Mesonen.*

- Das geladene D$^{*\pm}$–Meson besitzt die Zerfälle

$$
\begin{aligned}
D^{*\pm} &\longrightarrow D^{\pm} + (\gamma/\pi^0) \\
D^{*\pm} &\longrightarrow D^0 + \pi^{\pm}.
\end{aligned}
$$

  Der erste Zerfallsmodus ist wie im obigen Fall behandelbar, indem man nach sekundären Vertices zerfallender Photonen sucht. Auf den zweiten Zerfallsmodus soll im weiteren genauer eingegangen werden.

Folgende Kriterien waren für die Wahl der D$^{*\pm}$–Produktion und den anschließenden Zerfall über

$$D^{*\pm} \longrightarrow D^0 + \pi^{\pm}$$

ausschlaggebend (im weiteren werden die ladungskonjugierten Fälle nicht separat aufgeführt):

1. Etwa ein Drittel der produzierten Charm–Quarks manifestiert sich in Form von D$^{*\pm}$–Mesonen, die die Kinematik des ursprünglichen schweren Quarks im wesentlichen beibehalten.

2. Dieser Zerfallskanal weist ein Verzweigungsverhältnis von (55 ± 4)% auf [31].

3. Die Massendifferenz zwischen dem Vektormeson $D^{*\pm}$und dem pseudoskalaren Meson D^0 liegt nur ca. 6 MeV über der Masse des Pions. **Massendifferenz**

Im weiteren Verlauf werden die exakten kinematischen Verhältnisse geschildert. Für die Massen sind folgende Werte bekannt [31]:

$$\begin{aligned} M_{D^{*+}} &= 2010.1 \pm 0.6 \text{ MeV/c}^2 && (4.1)\\ M_{D^0} &= 1864.5 \pm 0.5 \text{ MeV/c}^2 && (4.2)\\ M_{\pi^+} &= 139.5679 \pm 0.0007 \text{ MeV/c}^2. && (4.3) \end{aligned}$$

Die Massendifferenzen zwischen dem D^{*+} und seinen Zerfallsprodukten ergeben sich damit zu

$$\begin{aligned} \Delta M_{D^{*+}D^0} &\equiv M_{D^{*+}} - M_{D^0} = 145.44 \pm 0.06 \text{ MeV/c}^2 && (4.4)\\ \Delta M_{D^{*+}D^0\pi^+} &\equiv M_{D^{*+}} - M_{D^0} - M_{\pi^+} = 5.8 \text{ MeV/c}^2. && (4.5) \end{aligned}$$

Der kleine Wert für die Massendifferenz zwischen Vektormeson, D^0 und π^+ bedeutet einen sehr kleinen Phasenraum für das entstehende Pion. Sein Impuls im Ruhesystem des $D^{*\pm}$beträgt lediglich

$$p_{\pi^+} = 40.1 \text{ MeV/c}. \qquad (4.6)$$

Slow Pion Aufgrunddessen wird es häufig als *Slow Pion* bezeichnet und wird von nun an mit dem Index $s\ell$ versehen.

Das entstandene D^0 zerfällt im wesentlichen über die elektroschwache Wechselwirkung. Es gibt eine Vielzahl von Zerfallskanälen für das D^0. Ein wichtiger Zerfall, der experimentell gut zugänglich ist, läßt das D^0–Meson in zwei geladene Mesonen übergehen:

$$D^0 \longrightarrow K^- \pi^+. \qquad (4.7)$$

Dieser läßt sich gut nachweisen, da nur genau zwei Teilchen beteiligt sind, die zudem eine Ladung tragen. Der Nachteil liegt darin, daß ohne aktive Unterscheidung von Pionen und Kaonen ein hoher kombinatorischer Untergrund infolge von Doppelzählung auftritt. Es gibt Zerfallsmodi in denen der kombinatorische Untergrund reduziert werden kann [75]. Im gewählten Fall beträgt das Verzweigungsverhältnis des hadronischen Zweikörperzerfalls

Zweikörperzerfall

$$Br(D^0 \longrightarrow K^- \pi^+) = 3.65 \pm 0.21\%. \qquad (4.8)$$

Der gesamte Prozeß von der Produktion der Charm–Quarks bis zum Zerfall in den hier beschriebenen Endzustand ist in folgende Teilschritte zerlegbar [76]:

$$\underbrace{c \xrightarrow{90\%} \text{Meson} \xrightarrow{75\%} D^* \xrightarrow{90\%} D^*_{u,d} \xrightarrow{50\%} D^{*+} \xrightarrow{55\%} D^0\, \pi^+_{s\ell} \xrightarrow{4\%} (K^-\, \pi^+)\, \pi^+_{s\ell}}_{0.7\%} \qquad (4.9)$$

In diesem Zerfallskanal können folglich 0.7% der produzierten Charm-Quarks untersucht werden. Aufgrund des hohen Charm–Wirkungsquerschnitts und der relativ hohen Luminosität von HERA ist dieser scheinbar kleine Prozentsatz jedoch hinreichend für eine Anzahl von $\mathcal{O}(10^7)$ Ereignissen pro Jahr.

Um einen Einblick in die Verteilung verschiedener kinematischer Größen zu bekommen, wurden Ereignisse aus Monte-Carlo–Simulationen verwendet. Es wurde der Monte-Carlo–Generator PYTHIA [77] eingesetzt, in Kombination mit dem Programm IJRAY [78] zur Berechnung des Photonflusses und der JETSET Stringfragmentation [79].

JETSET

Die Zusammenhänge zwischen den produzierten Charm-Quarks und den daraus resultierenden Vektormesonen sollen in den folgenden Abbildungen dargestellt werden. In Abbildung 4.2 sind die Verteilungen der Polarwinkel von Charm-Quark und

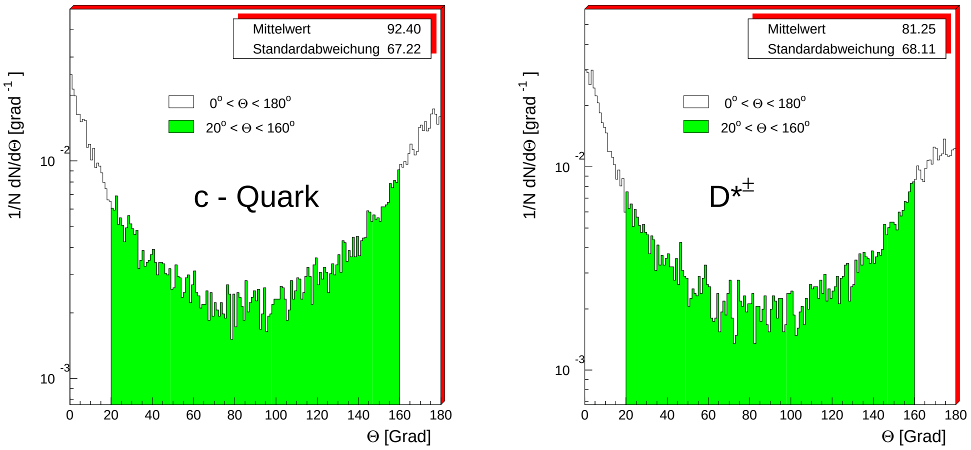

Abbildung 4.2: *Polarwinkelverteilungen des primären c–Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$–Mesons im Laborsystem.*

$D^{*\pm}$dargestellt. Man sieht deutlich die Bevorzugung der extremen Vorwärts- und Rückwärtsflugrichtung der Teilchen. Die schattierten Flächen heben das Intervall zwischen 20^o und 160^o hervor, das den Akzeptanzbereich für Spuren in der späteren Selektion repräsentiert.

Die Impulse von c-Quark und $D^{*\pm}$(siehe Abbildung 4.3) haben einen Mittelwert um 6 GeV/c. Der Schnitt im Polarwinkel bewirkt einen steileren Abfall der Impulsverteilung und eine Verschiebung des Mittelwerts.

Daraus kann man schließen, daß die Teilchen, die in eine der Extremrichtungen fliegen, verstärkt hohe Impulse besitzen.

In Abbildung 4.4 sind die Verteilungen der Transversalimpulse von c-Quark und Vektormeson aufgetragen. Der Mittelwert des Transversalimpulses liegt in der Größenordnung der Charm-Quark–Masse. Die Polarwinkelselektion wirkt sich wenig auf die Form der Verteilung des Transversalimpulses aus, insbesondere wird die Verteilung zu hohen Transversalimpulsen hin nicht beeinträchtigt.

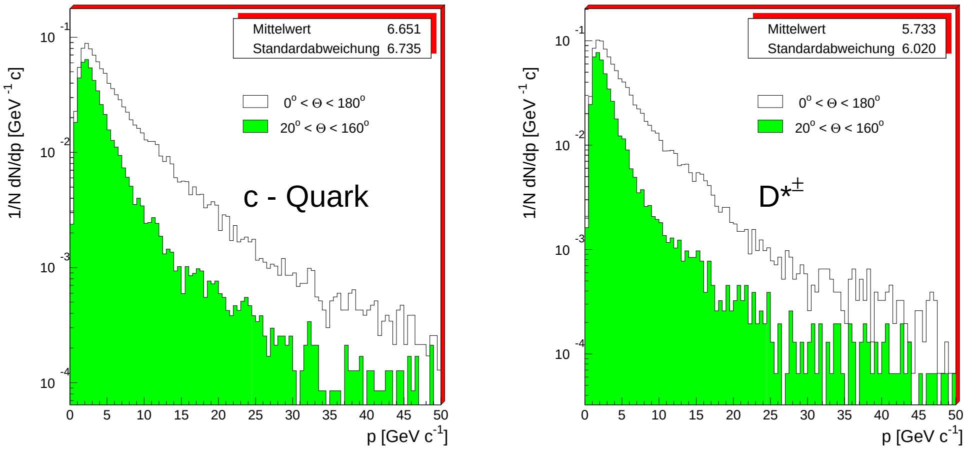

Abbildung 4.3: *Impulsverteilungen des primären c–Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$–Mesons im Laborsystem.*

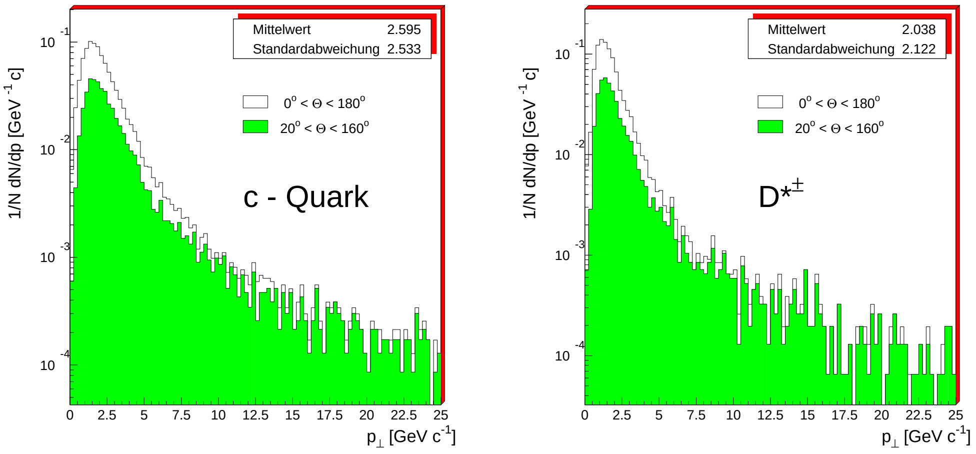

Abbildung 4.4: *Transversalimpulsverteilungen des primären c–Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$–Mesons im Laborsystem.*

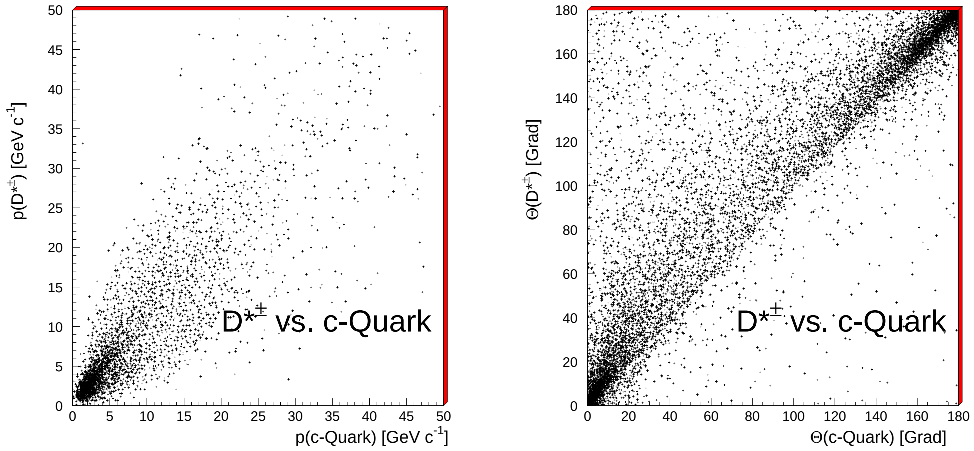

Abbildung 4.5: *Korrelation in den Impulsen (links) und in den Polarwinkeln (rechts) zwischen Charm-Quark und $D^{*\pm}$.*

Daß die $D^{*\pm}$–Vektormesonen von den primären Charm-Quarks gebildet werden, kann man den Korrelationsdarstellungen in Abbildung 4.5 entnehmen.

4.3 $D^{*\pm}$–Kandidaten

Die Untersuchung von Charm–Physik setzt voraus, daß eine ausreichende Anzahl von Ereignissen aus der Gesamtdatenmenge herausgefiltert wird. Am Filterungsprozeß sind sowohl die Triggerstufen, als auch die bei der On-line–Rekonstruktion verwendeten Klassifizierungsalgorithmen beteiligt. In diesem Abschnitt wird auf die Details der Selektion eingegangen.

4.3.1 Selektion

Aus den Rohdaten des Experiments werden in der On-line–Rekonstruktion physikalische Größen berechnet. Diese sogenannten POT-Daten[1] werden einer Klassifikation unterworfen, die jedes Ereignis entsprechend verschiedener Kriterien als zu einer oder mehreren Klassen zugehörig ausweist. Ereignisse, die einem Kriterium für eine Physikklasse genügen, werden in komprimierter Form auf Festplatten abgelegt und stehen dort mit schnellem Zugriff als sogenannte DST–Daten[2] genauen Physikanalysen zur Verfügung.

POT-Daten

DST–Daten

[1]Production Output Tape
[2]Data Summary Tape

Die Daten für die folgenden Untersuchungen entstammen der DST–Klasse für Charm–Anti-Charm Ereignisse. Die Schnitte basieren auf Informationen aus der Spurrekonstruktion, d.h. Position, Impuls und Ladungsvorzeichen von Spuren. Da eine positive Unterscheidung zwischen Kaonen und Pionen nicht möglich ist, beruht die Rekonstruktion der Teilchenenergien auf Massenhypothesen für die jeweiligen Spuren.

Der erste Schnitt beschränkt die Ereignisse auf solche, deren Wechselwirkungspunkt in einem Bereich von ± 40 cm um den nominellen Wechselwirkungspunkt bei $z=0$ liegt. Im linken Teilbild der Abbildung 4.6 ist die z-Vertex–Verteilung der mit den DST-Schnitten selektierten Ereignisse schraffiert dargestellt. Zum Vergleich ist auch die Verteilung der Monte-Carlo–Ereignisse als Histogramm mit durchgezogener Linie eingezeichnet. Man erkennt, daß die Monte-Carlo–Ereignisse nahezu vollständig im gewählten z-Vertex–Bereich liegen.

Der zweite und dritte Schnitt bezieht sich auf die Transversalimpulse der rekonstruierten Pionen und Kaonen. Erst ab einem Wert von 100 MeV wird die erste zentrale Driftkammer weit genug durchquert um eine verläßliche Rekonstruktion der Spuren zu erhalten. Bei einem Wert ab 250 MeV durchdringt eine Spur sowohl die erste als auch die zweite zentrale Driftkammer [76]. Diese beiden Eigenschaften sind der Grund für die gewählten Schnittwerte.

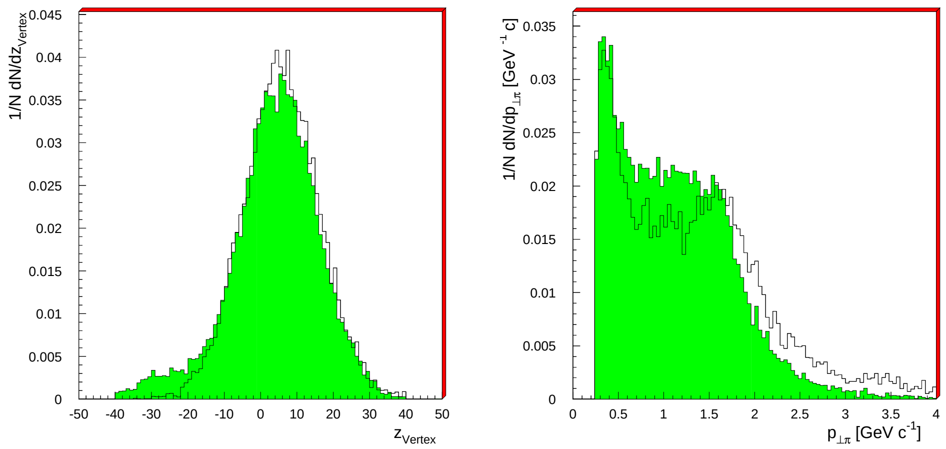

Abbildung 4.6: *Verteilung von z-Vertex des Ereignisses (links) und Transversalimpuls des langsamen Pions (rechts). Die schraffierten Histogramme sind die DST Daten, die durchgezogenen Linien Monte-Carlo–Daten.*

Die Verteilung des Transversalimpulses des langsamen Pions ist im rechten Teilbild der Abbildung 4.6 zu sehen. Wiederum sind die Daten nach den DST Schnitten als schraffiertes Histogramm gezeigt, die Monte-Carlo–Daten hingegen als Histogramm mit durchgezogener Linie. Trotz der erkennbaren Unterschiede ist eine sinnvolle Trennung durch einen eindimensionalen Schnitt nicht möglich.

Der vierte Schnitt bezieht sich auf den Transversalimpuls des D$^{*\pm}$. Das vollständige Spektrum der gebildeten D$^{*\pm}$in der Monte-Carlo–Simulation war bereits in Abbildung 4.4 zu sehen. In Abbildung 4.7 ist auf der linken Seite die Verteilung des D$^{*\pm}$–Transversalimpulses für die DST-Daten dargestellt. Ein Unterschied läßt sich in der Härte des Spektrums feststellen. Die Monte-Carlo–Daten zeigen einen Überschuß an Ereignissen zu höheren Transversalimpulsen. Der Übergangspunkt liegt bei 2.5 GeV.

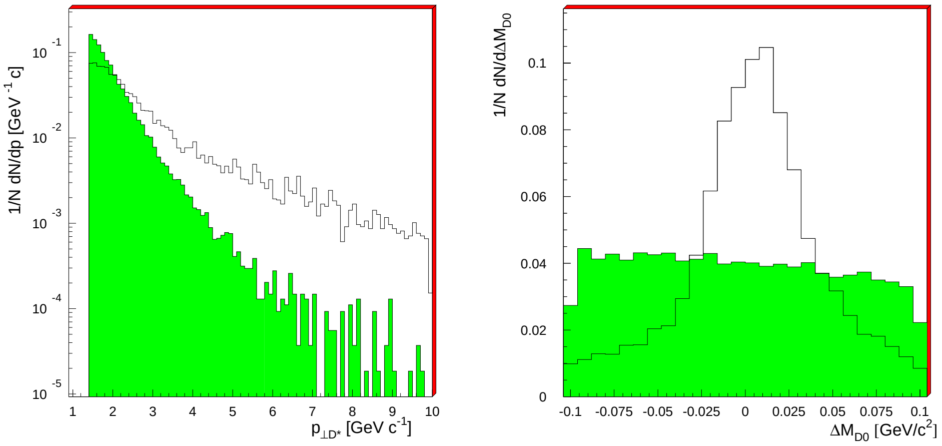

Abbildung 4.7: *Verteilung des D$^{*\pm}$–Transversalimpulses (links) und der D^0-Massenabweichung (rechts). Die schraffierten Histogramme sind die DST Daten, die durchgezogenen Linien Monte-Carlo–Daten.*

Der fünfte Schnitt schränkt den Bereich der Ereignisse auf solche ein, die keine zu hohe Massendifferenz zwischen D$^{*\pm}$und D^0 aufweisen. In Abbildung 4.11 ist diese Differenz für Monte-Carlo–Ereignisse gezeigt.

Der sechste Schnitt wählt nur solche Ereignisse, die innerhalb eines Fensters von 200 MeV um die nominelle Masse des D^0 liegen. Die Abbildung 4.7 zeigt im rechten Teilbild die Verteilung der D^0-Massenabweichung vom nominellen Wert. Die DST-Daten zeigen eine größtenteils flache Verteilung, die Monte-Carlo–Daten spiegeln die Auflösung der Rekonstruktion wider, mit einem klaren Peak bei der nominellen D^0–Masse. Die D^0-Massenabweichung ermöglicht eine weitere Reduktion der Untergrundereignisse innerhalb der DST-Daten durch Verschärfung des Schnittkriteriums.

Der Winkelbereich der Spuren ist im siebten Schnitt auf den Akzeptanzbereich der zentralen Spurkammern beschränkt. In Abbildung 4.8 ist die Verteilung der Pseudorapidität zu sehen. In den Monte-Carlo–Daten ist eine deutlich andere Verteilung zu sehen als in den DST-Daten. Die DST-Daten haben eine klare Bevorzugung der Vorwärtsrichtung ($\eta > 0$). Dieser Umstand kann verwendet werden, um den Untergrundanteil in den DST-Daten zu reduzieren.

In die DST Selektion wurden auch Ereignisse aufgenommen, deren Spuren falsche

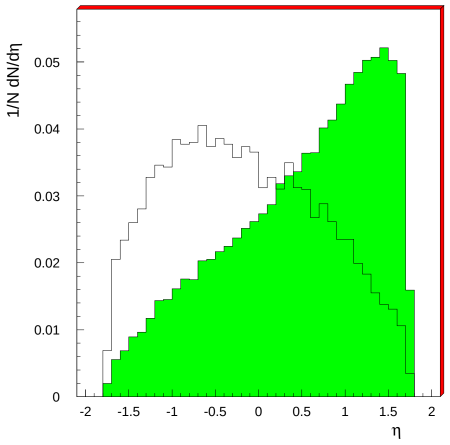

Abbildung 4.8: *Verteilung der Pseudorapidität η. Das schraffierte Histogramm repräsentiert die DST Daten, die durchgezogene Linie die Monte-Carlo–Daten.*

Ladungskombinationen aufwiesen. Dabei wurde als Randbedingung gewählt, daß die Gesamtladung betragsmäßig den Wert eins hat. Diese Ereignisse dienen zum Abschätzen des Untergrundes. Die Kriterien dafür sind im achten Schnitt angegeben.

Schnitt	Beschreibung			
C-1	Abstand zum Vertex	$\lvert z_{\mathrm{Vertex}}\rvert$	$\leq$	40 cm
C-2	Transversalimpuls des Kaons/Pions	$p_\perp(K,\pi)$	$\geq$	250 MeV
C-3	Transversalimpuls des *slow* Pions	$p_\perp(\pi_{s\ell})$	$\geq$	100 MeV
C-4	Transversalimpuls des $D^{*\pm}$	$p_\perp(D^{*\pm})$	$\geq$	1.4 GeV
C-5	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$und D^0	ΔM	$\leq$	180 MeV
C-6	Masse des D^0	$\lvert M_{D^0} - M_{D^0}^{\mathrm{ideal}}\rvert$	$\leq$	0.2 GeV
C-7	Winkelbereich der Spuren[3]	$\lvert\eta\rvert$	$\leq$	1.735
C-8	Ladungskombinationen			
	Signal	$(K^+\pi^-)\ \pi_{s\ell}^-$		$(K^-\pi^+)\ \pi_{s\ell}^+$
	Untergrund	$(K^-\pi^-)\ \pi_{s\ell}^+$		$(K^+\pi^+)\ \pi_{s\ell}^-$

Tabelle 4.1: *DST–Schnitte zur Datenselektion*

Die Schnitte aus Tabelle 4.1 ergeben für den Datennahmezeitraum 1994 eine Zahl von 392 767 Ereignissen aus der Kollision von Positronen mit Protonen. Davon haben 239 099 Ereignisse die richtige Ladungskombination. Aufgrund der Tatsache, daß in

[3]Pseudorapidität $\eta = -\ln(\tan\frac{\Theta}{2})$

vielen Ereignissen mehr als drei Spuren auftreten, gibt es oft mehrere Möglichkeiten, die Spuren zu Tripletts zu kombinieren. Die Zahl der Spurtripletts beläuft sich auf 743 175, wobei 358 058 die korrekte Ladungskombination besitzen. Mit diesen Schnitten ist noch kein wirklich deutliches Signal des $D^{*\pm}$im Massendifferenzbild zu erkennen (siehe linkes Bild in Abb. 4.9). Es sind härtere kinematische Schnitte nötig, um ein Signal deutlich herauszuarbeiten.

Schnitt	Beschreibung	
C-6-a	Masse des D^0	$\|M_{D^0} - M_{D^0}^{ideal}\| \leq 0.08$ GeV
C-7-a	Winkelbereich der Spuren	$-1.5 \leq \eta \leq 1.0$

Tabelle 4.2: *Zusätzliche Schnitte zur Verbesserung des Signals.*

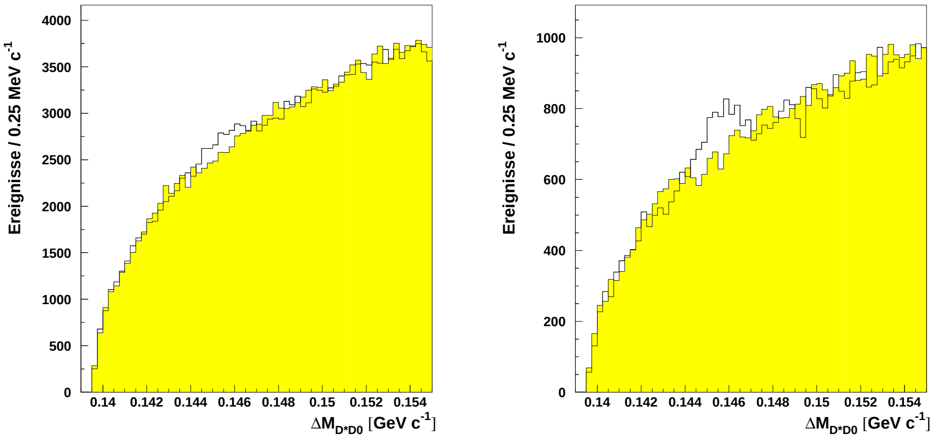

Abbildung 4.9: *Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$und D^0. Im linken Bild ist das Ergebnis mit den Schnitten aus Tab. 4.1 zu sehen, im rechten Bild mit den zusätzlichen Schnitten aus Tab. 4.2. Das ungefüllte Histogramm beschreibt die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination, das graue Histogramm zeigt die Verteilung der Untergrundereignisse.*

Wie bereits zuvor angedeutet bieten sich die Pseudorapidität und die D^0-Massenabweichung als Größen an, mit denen eine Reduzierung des Untergrundanteils möglich wird. Mit den zusätzlichen Anforderungen aus Tabelle 4.2 ergeben sich die Verteilungen der Massendifferenz zwischen den rekonstruierten $D^{*\pm}$–Kandidaten und den D^0–Kandidaten in rechten Bild von Abb. 4.9. Die Anzahl der Ereignisse bzw. Spurtripletts wird durch die zusätzlichen Schnitte um etwa ein Drittel reduziert. Die genaue Zahl der Ereignisse kann Tabelle 4.3 entnommen werden.

Das graue Histogramm beschreibt die Massendifferenzverteilung der Ereignisse mit

Schnitte	Ereignisse	Spurentripletts
C-1 bis C-8	392 767	743 175
C-6-a und C-7-a	111 472	159 531

Tabelle 4.3: *Auswirkung der Schnitte auf die Anzahl der Ereignisse bzw. Spurtripletts.*

richtiger Ladungskombination. Das ungefüllte Histogramm zeigt die Massendifferenz für die Untergrundereignisse mit falscher Ladungskombination. Deutlich ist ein Überschuß an Einträgen in der erwarteten Peak–Region bei 0.146 GeV im Histogramm der korrekten Ladungskombination zu erkennen. Diese Ereignisse sollen als Ausgangspunkt für das Training von neuronalen Netzen dienen. Mit Bedacht sind noch keine weiteren Kriterien für die Ereignisselektion gefordert worden, damit nicht bereits auf der Ebene des Level-2-Triggers Ereignisse verworfen werden.

4.3.2 Subtriggerelemente des Level-1-Triggers

Um die in Kapitel 3.1 erläuterte Strategie – nur die Rate bestimmter Level 1 Subtrigger zu reduzieren – verfolgen zu können, ist es wichtig, die für diesen Physikprozeß interessanten Subtrigger-Bedingungen herauszufinden. In Abbildung 4.10 ist die Häufigkeit histogrammiert, mit der die Subtrigger angesprochen haben. In der Abbildung stellt das dunkelgraue Histogramm die Rate ohne Skalierungsfaktor dar. Das hellgraue Histogramm zeigt die Rate, nach dem der zu jedem Subtrigger gehörende Skalierungsfaktor angewendet worden ist.

Monitor-Trigger

Die Subtrigger mit Nummern zwischen 32 und 50 basieren vorwiegend auf Spurinformationen aus Drift- und Proportionalkammern. Sie sind als sogenannte Monitor-Trigger gedacht, also Trigger mit einer hohen Rate, die mit einem hohen Skalierungsfaktor untersetzt werden. Sie dienen unter anderem dazu, die Effizienzen der anderen Subtrigger zu bestimmen.

Die aktivsten Subtriggerelemente aus Abbildung 4.10 sind in Tabelle 4.4 zusammengefaßt und erläutert.

Der Subtrigger 53 ist bei der hier untersuchten Physikreaktion am häufigsten aktiv gewesen. Er verlangt nach einem signifikanten Peak im z-Vertex–Histogramm, mindestens drei Spurkandidaten im zentralen Driftkammertrigger und einem rückwärtigen Spurkandidaten. Außerdem muß die Reaktion im Wechselwirkungszeitfenster stattgefunden haben. Bei einer Gesamtzahl von 111 472 Ereignissen war dieser Trigger in 56.4% der Fälle aktiv (bzw. 59.3% ohne Skalierung).

Die Subtrigger 83 und 84 gehören zur Gruppe mit Triggerelementen des sogenannten Elektron–Taggers. Sie sprechen auf Ereignisse an, die ein Lepton unter sehr geringem Winkel emittieren. Beide Subtrigger verlangen nach einer negativ geladenen Spur im Zentralbereich, der Subtrigger 84 noch zusätzlich Einträge hoher Multiplizität

Nummer	Bedingung aus Triggerelementen	Häufigkeit
53	zVtx_sig1 & DCRPh_Tc & Bwd_BR & TOF_IA	59.2%
83	eTAG & DCRPh_TNeg	36.4%
84	eTAG & DCRPh_TNeg & zVtx_mul>5	30.5%
56	(LAr_CB | LAr_FB) & DCRPh_TNeg & zVtx_sig1 & LAr_BR	15.2%
50	zVtx_sig1 & DCRPh_Ta & LAr_BR>1	12.4%

Tabelle 4.4: *Die wichtigsten Subtrigger für die untersuchte $D^{*\pm}$–Physik. Erläuterungen der Triggerelemente findet man in Tabelle 4.5.*

Triggerelement	Beschreibung
zVtx_sig1	Signifikanter Peak im Histogramm der z-Vertex Verteilung.
zVtx_mul	Kodierung der Zahl der Einträge im z-Vertex–Histogramm.
Bwd_BR	Spurtrigger aus dem hinteren Bereich ($z < 0$) der Proportionalkammern.
DCRPh_Ta	Mindestens eine Spurfindungsmaske hat getriggert.
DCRPh_Tc	Mindestens drei Spurfindungsmasken haben getriggert.
DCRPh_TNeg	Mindestens eine Spurfindungsmaske für negative Spuren hat getriggert.
LAr_CB	Mindestens ein Bigtower im CB Bereich des Kalorimeters hat getriggert.
LAr_FB	Mindestens ein Bigtower im FB Bereich des Kalorimeters hat getriggert.
LAr_BR	Anzahl der Bigtower, die in Koinzidenz mit einem Spurtrigger aus den Proportionalkammern getriggert haben.
eTAG	Trigger im Elektron–Detektor des Luminositätsmeßsystems.
ToF_IA	Koinzidenz von Treffern in beiden Flugzeitzählerwänden während des Wechselwirkungszeitfensters.

Tabelle 4.5: *Beschreibung der Triggerelemente, die in den $D^{*\pm}$Subtriggern verwendet werden.*

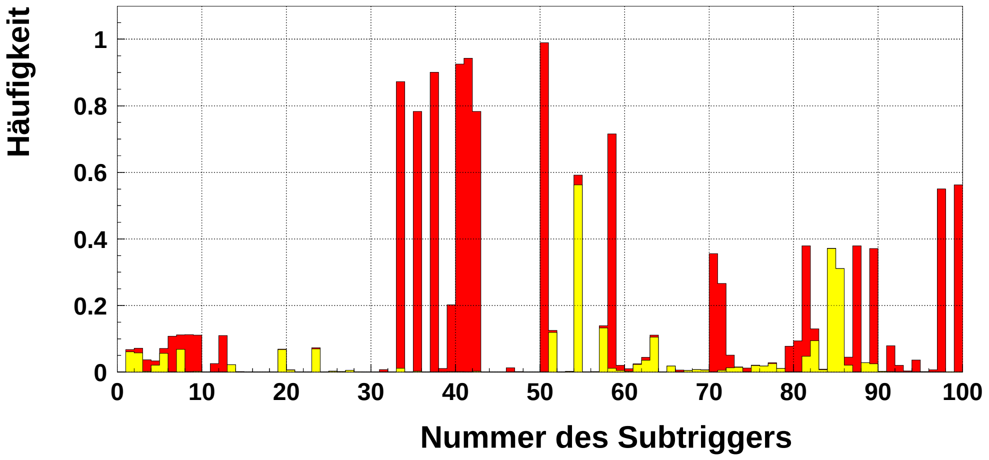

Abbildung 4.10: *Relative Häufigkeit der aktiven Subtrigger für die selektierten Daten. Das dunkelgraue Histogramm zeigt die Häufigkeit vor, das hellgraue Histogramm die Häufigkeit nach Anwendung der Trigger-Skalierungsfaktoren.*

im z-Vertex–Histogramm. Diese Trigger werden in 30-35% der hier untersuchten Ereignisse aktiviert.

Die Subtrigger 50 und 56 bilden eine Klasse von Subtriggern, die Aktivitäten im zentralen Spurkammerdetektor fordert und sie mit Energien im Kalorimeter korreliert. Die Ansprechwahrscheinlichkeit für sie liegt im Bereich von 10-15%.

4.4 $D^{*\pm}$–Ereignisse aus Monte-Carlo–Simulationen

Für den Vergleich mit den realen Daten dienen die Ereignisse aus den Monte-Carlo–Simulationen. Mit ihnen ist es möglich, sowohl die Triggereffizienz, als auch die Effizienz der angewandten Schnitte in der Datenselektion zu bestimmen. Die Daten der Monte-Carlo–Simulation wurden mit zwei verschiedenen Modellen generiert. Wie in Kapitel 1.2 beschrieben, sind die wichtigsten Mechanismen die direkte Photoproduktion und der Resolved–Photon Prozeß. Beide Prozesse wurden mit dem Programm IJRAY simuliert [78], welches den QED–Vertex von einlaufendem und auslaufendem Lepton beschreibt. Die Simulation des QCD–Subprozesses wurde vom Monte-Carlo–Generator PYTHIA übernommen [77]. In den Untersuchungen wurden die Beiträge der direkten und der *resolved* Komponente zum Produktionswirkungsquerschnitt im Verhältnis 80 zu 20 gemischt.

IJRAY

PYTHIA

Die Monte-Carlo–Daten wurden denselben Schnitten unterworfen, wie die realen Daten. In Abbildung 4.11 ist dasselbe Massendifferenzschaubild dargestellt wie für die realen Daten.

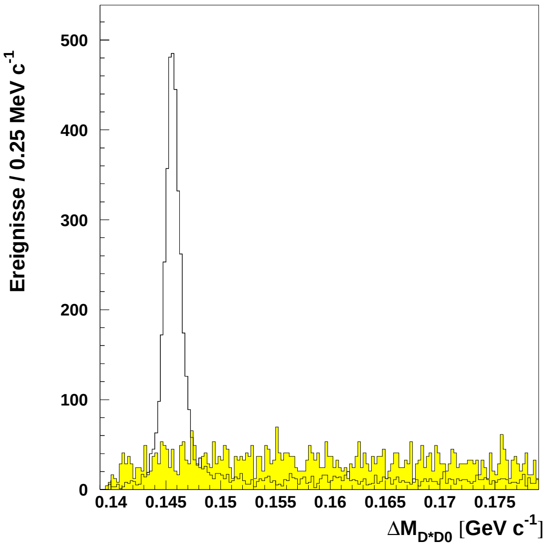

Abbildung 4.11: *Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 bei Monte-Carlo–Daten mit den Schnitten aus den Tabellen 4.1 und 4.2. Das ungefüllte Histogramm beschreibt die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination, das graue Histogramm zeigt die Verteilung der Spurtripletts mit falscher Ladungskombination.*

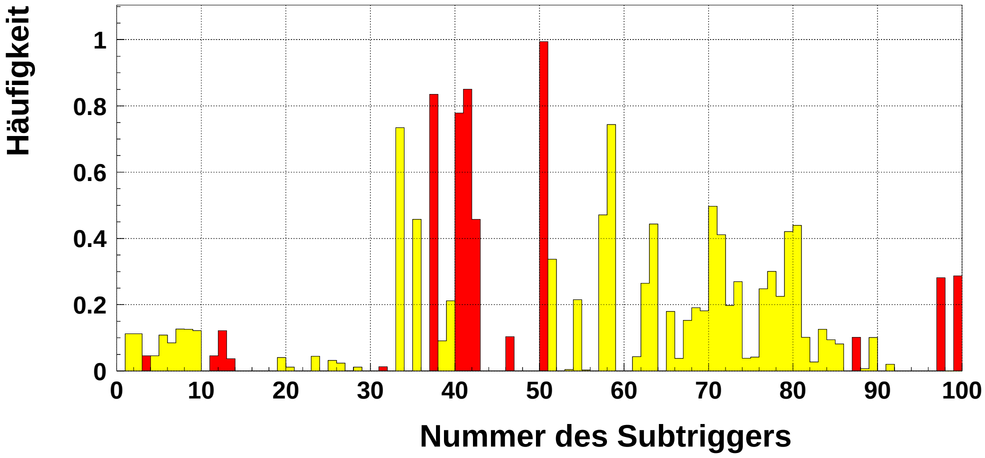

Abbildung 4.12: *Relative Häufigkeit der aktiven Subtrigger von Monte-Carlo–Ereignissen. Das dunkelgraue Histogramm zeigt die Häufigkeit vor, das hellgraue Histogramm die Häufigkeit nach Anwendung der Trigger-Skalierungsfaktoren.*

Man sieht deutlich den Peak, der bei der nominellen Massendifferenz von 145.4 MeV/c^2 liegt. Die Breite des Peaks ist auf halber Höhe des Maximums 1.6 MeV/c^2. Die Spurtripletts mit falscher Ladungskombination ergeben eine nahezu flache Untergrundverteilung.

In Abbildung 4.12 ist die Häufigkeit histogrammiert, mit der die Subtrigger angesprochen haben. In der Abbildung stellt das dunkelgraue Histogramm die Rate ohne Skalierungsfaktor dar, das hellgraue Histogramm zeigt die Rate, nach dem der zu jedem Subtrigger gehörende Skalierungsfaktor angewendet worden ist. Auch hier gehören die Subtrigger 50, 53 und 56 zu den aktiven Elementen. Jedoch gibt es bei den Monte-Carlo–Ereignissen viel mehr unterschiedliche Subtriggerelemente mit substantiellem Beitrag zur Rate. Ein wesentlicher Grund für den Unterschied zu realen Daten ist sicherlich, daß die realen Daten noch einen sehr hohen Untergrundanteil besitzen.

Kapitel 5

Das Trainieren neuronaler Netzwerke

In diesem Kapitel wird die Erstellung eines neuronalen Netzwerks beschrieben, wie es im Level-2-Trigger zum Einsatz kommt. Die Ergebnisse des Kapitels 4 motivierten den Ansatz, ein Netzwerk daraufhin zu trainieren, in Ereignissen des Subtriggers 53 $D^{*\pm}$–Ereignisse zu erkennen. Die folgenden Abschnitte beschreiben die Auswahl der Ereignisse, die zum Training verwendet werden, die Wahl der Eingangsgrößen und die verwendeten Trainingsparameter für den Lernalgorithmus. Daran schließen sich die Ergebnisse der Trainingsläufe und Tests der Stabilität der Netzwerkausgaben bei veränderten Eingangswerten an. Die Vorgehensweise orientiert sich an der Beschreibung, die im Kapitel über die Off-line Software gegeben worden ist (vgl. Abschnitt 3.4.2).

5.1 Auswahl der Datensätze

Zur Auswahl der Ereignisse für das Training wurden die Ergebnisse aus dem vorangegangenen Kapitel herangezogen. Das Ziel der Untersuchungen ist es, ein neuronales Netzwerk zu entwickeln, das nur Ereignisse des Subtriggers 53 filtert und dabei $D^{*\pm}$–Ereignisse erkennt. Um eine möglichst reine Menge an $D^{*\pm}$–Ereignissen zu erhalten, wurde eine zusätzliche Bedingung an die Ereignisse gestellt: die Massendifferenz zwischen rekonstruiertem $D^{*\pm}$und D^0 muß in einem Fenster von 4 MeV um den Zentralwert der Massendifferenz von 145.4 MeV liegen. Die Schnitte bezüglich des Subtriggers und der Massendifferenz sind in Tabelle 5.1 definiert.

Die Ereignisse, die auch diese zusätzlichen Kriterien erfüllen, sind in drei verschiedenen Datensätzen abgelegt worden, die verschiedene Datennahmeabschnitte des Jahres 1994 widerspiegeln. Dies hat den Vorteil, daß man Zeiteffekte untersuchen kann. Man kann z.B. feststellen, ob sich im Laufe eines Jahres die Triggersignale der Ereignisse geändert haben, indem man die entsprechenden Verteilungen vergleicht. Man kann auch nach erfolgtem Training von Netzwerken aus einem gegebenen Zeitraum

Schnitt	Beschreibung		
C-9	Massendifferenz des $D^{*\pm}$	$\|\Delta M - \Delta M_{ideal}\|$	$\leq$ 0.004 GeV
C-10	Subtriggernummer	53	

Tabelle 5.1: *Zusätzliche Schnitte, um eine reinere $D^{*\pm}$ Trainingsmenge zu erhalten.*

testen, ob auch Ereignisse aus einem anderen Zeitraum gleiche Ausgabeverteilungen der Netzwerkentscheidung aufweisen.

Name	Run-Bereich	Ereignisse		
		Gesamt	Training	Test
dstar.part1	87586 - 90413	5603	2000	1000
dstar.part2	82961 - 86211	2081	1500	500
dstar.part3	86231 - 87546	2928	2000	800

Tabelle 5.2: *Einteilung der $D^{*\pm}$–Datensätze in verschiedene Zeitabschnitte.*

L4-Reject

Die zum Training benötigten Untergrundereignisse wurden aus Datensätzen entnommen, die auf Ebene des Level-4-Triggers verworfen wurden. Von diesen sogenannten L4-Reject Daten wird ein Teil aufgezeichnet, um eine Untersuchung der Triggereffizienzen vor Level-4 zu ermöglichen. Von den gesamten L4-Reject Ereignissen wurden nur solche ausgewählt, die der Subtriggerbedingung des Schnittes C-10 genügen. Aus der Gesamtmenge von ca. 500 000 Ereignissen wurden damit die in Tabelle 5.3 aufgelisteten Untermengen gebildet.

Name	Run-Bereich	Ereignisse	
		Training	Test
l4rej.part1	87586 - 90413	2000	1000
l4rej.part2	82961 - 86211	1500	500
l4rej.part3	86231 - 87546	2000	1000

Tabelle 5.3: *Einteilung der L4-Reject–Datensätze in verschiedene Zeitabschnitte.*

Für den Vergleich der Netzwerkeingabegrößen wurden Daten aus Monte-Carlo–Simulationen herangezogen. Die Ereignisse aus dem Resolved-Photon Prozeß und der direkten Photoproduktion wurden in separaten Datensätzen abgelegt. Die Namen der Datensätze und die Zahl der Ereignisse, die der Physikselektion und der Subtrigger 53 Bedingung genügen, sind in Tabelle 5.4 angegeben.

Name	Ereignisse		
	Gesamt	Training	Test
ccbar.dir	1589	1200	389
ccbar.res	389	291	96

Tabelle 5.4: *Einteilung der Monte-Carlo–Datensätze.*

5.2 Vergleich der Netzeingangsgrößen

Die richtige Wahl der Eingangsgrößen für das neuronale Netzwerk ist entscheidend für den Erfolg des Trainings. Aus diesem Grund wurden in die Programmteile der Off-line Software, die die Datensätze für das Training vorbereiten, bereits Kontrollmöglichkeiten eingebaut, um wichtige Variablen zu erkennen. In den folgenden Abschnitten werden die Ergebnisse der Trainingsvorbereitung dargestellt und die Wahl der Größen diskutiert.

5.2.1 Korrelationen

Beim Mischen mehrerer Datensätze zu einer Trainingsdatei ist es nötig, den Eingabedatensätzen einen Klassenindex mitzugeben. Im allgemeinen entspricht dieser dem späteren Zielwert der Netzwerkausgabe, in unseren Fällen also Null für Untergrundereignisse und Eins für Physikereignisse. Dieser Klassenindex wird während des Mischens verwendet, um den Korrelationskoeffizienten K_j zwischen ihm und jeder Triggergröße j nach Formel 5.1 zu berechnen.

Klassenindex

Korrelationskoeffizient

$$K_j = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i^j \cdot class_i) - \overline{class} \cdot \overline{x^j}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i^j - \overline{x^j}) \cdot \sum_{i=1}^{n}(class_i - \overline{class})}} \tag{5.1}$$

Dabei ist n die Anzahl der Ereignisse, x_j der Wert der j-ten Triggergröße und $class$ der Klassenindex (0 oder 1) jedes Ereignisses. Der Strich über einer Größe symbolisiert den Mittelwert über alle Ereignisse. Der Korrelationskoeffizient liegt zwischen -1 und $+1$ und ist ein Maß für die Trennbarkeit der beiden Klassen in einer Dimension. Je weiter er von Null verschieden ist, desto mehr ist der Wert mit einer der beiden Klassen korreliert. In Abbildung 5.1 sind die am stärksten korrelierten bzw. antikorrelierten Triggergrößen dargestellt, die beim Aufbereiten der beiden Datensätze *dstar.part1* und *l4rej.part1* für das Netzwerktraining ermittelt wurden.

Die am stärksten korrelierten Größen stammen vom Driftkammertrigger (*trtot, trloneg, trhineg, trlopos, trhipos*), gefolgt von Größen des Proportionalkammertriggers (*cpvmax, cpvpos*). Stark antikorreliert sind die Größen des vorderen inneren Bereichs des Kalorimeters (*larife, eifq0-3*) und die Anzahl der aktiven Bigtowers (*bigtnum*). Die exakte Definition der einzelnen Größen kann dem Anhang B entnommen werden. Im nächsten Abschnitt wird detailliert auf diese Größen eingegangen.

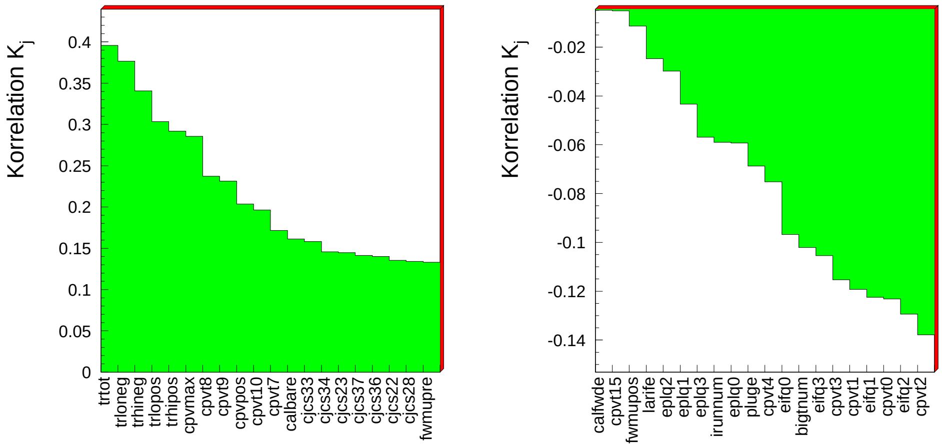

Abbildung 5.1: *Triggergrößen, die am stärksten mit der Klasse korreliert (links) bzw. antikorreliert sind (rechts).*

5.2.2 Eindimensionale Verteilungen

Die Triggergrößen mit dem betragsmäßig höchsten Korrelationskoeffizienten bilden eine naheliegende Wahl für die Netzwerkeingangsgrößen. Die eindimensionalen Verteilungen für einige der oben genannten Triggergrößen sind in den Abbildungen 5.2 und 5.3 dargestellt. Diese Größen sind lediglich zur Veranschaulichung gewählt worden, so ist z.B. der dritte Quadrant des vorderen inneren Kalorimeters in keiner Weise vor den anderen Quadranten ausgezeichnet. Zugrunde gelegt sind wiederum die beiden Datensätze *dstar.part1* und *l4reject.part1*. Im weiteren soll der erste Datensatz als *Physik* bezeichnet werden und der zweite als *Untergrund*.

Man sieht deutlich die Unterschiede zwischen der Verteilung der Physikereignisse und der Untergrundereignisse. Bei der Gesamtzahl der Spuren, die im Driftkammertrigger gefunden worden ist (trtot), liegt bei den Physikereignissen das Maximum der Verteilung am Wert 7, bei den Untergrundereignissen hingegen beim Wert 3. Es kommen keine Werte vor, die kleiner sind als drei, da für die hier betrachteten Ereignisse bereits im Schnitt des Level-1-Triggers drei Spuren verlangt werden.

Beim Wert des Maximums im z-Vertex–Histogramm (cpvmax) ist ebenfalls eine deutlich unterschiedliche Verteilung zwischen Physik und Untergrund zu sehen. Die Verteilung der Physikereignisse weist ihr Maximum beim Wert 12 auf, die Untergrundverteilung hingegen beim Wert 6.

Die Unterschiede in der Verteilung der Energie des Kalorimeters im vorderen dritten Quadranten (eifq2) sind etwas schwieriger zu fassen. Ein Hauptunterschied besteht darin, daß mehr Untergrundereignisse den maximalen Wert von 255 erreichen. Außerdem gibt es im unteren bis mittleren Energiebereich mehr Physikereignisse.

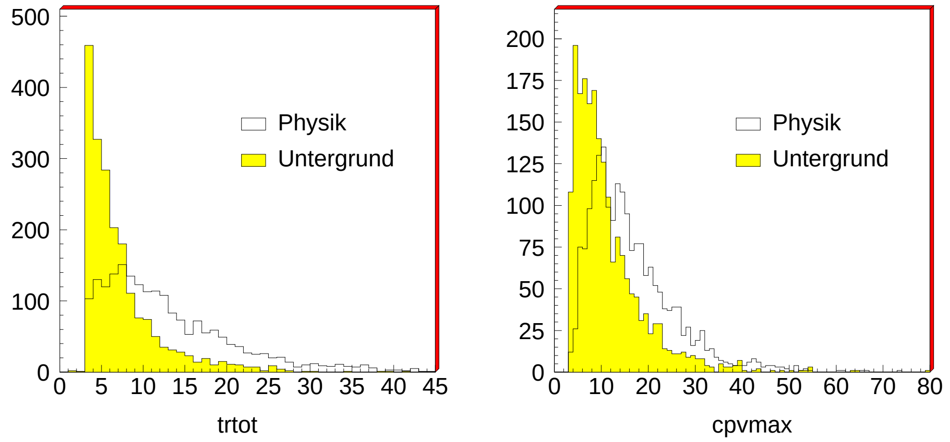

Abbildung 5.2: *Eindimensionale Verteilung der Triggergrößen $trtot$ und $cpvmax$, aufgeteilt in Physik und Untergrund.*

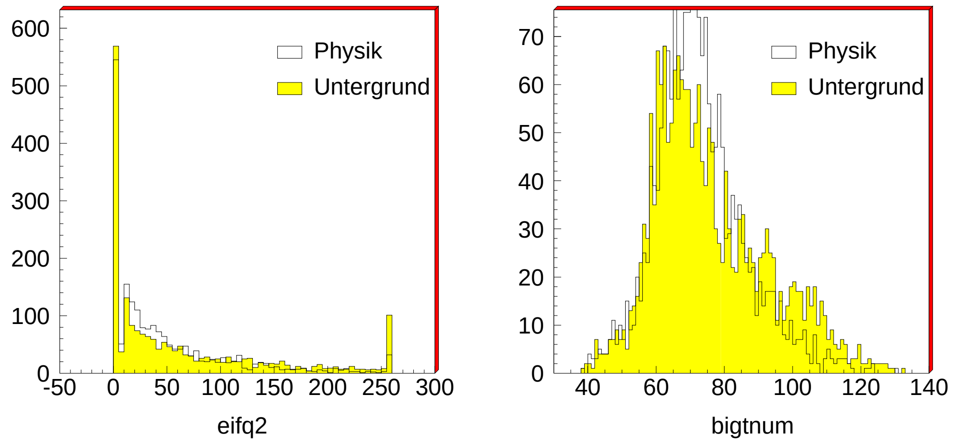

Abbildung 5.3: *Eindimensionale Verteilung der Triggergrößen $eifq2$ und $bigtnum$, aufgeteilt in Physik und Untergrund.*

Bei der Anzahl der aktiven Bigtower liegt das Maximum der Physikereignisse bei 70, das Maximum der Untergrundereignisse bei 60. Außerdem weist die Untergrundverteilung noch einen Ereignisüberschuß bei Werten um 100 auf.

Aufgrund der Verteilungsform von Untergrund und Physik ist bei den beiden Größen *trtot* und *cpvmax* die Möglichkeit gegeben, die beiden Klassen mit einem Schnitt in einer Dimension teilweise zu trennen. Die Ergebnisse einer Variation des Schnittparameters ist in einer parametrisierten Kurve bezüglich Unterdrückung und Effizienz in Abb 5.4 widergegeben.

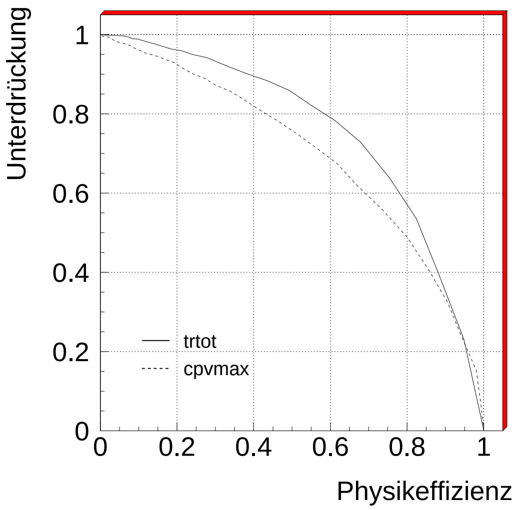

Abbildung 5.4: *Graph für Physikeffizienz in Abhängigkeit von der Untergrundreduktion bei eindimensionalem Schnitt in einer der beiden Triggergrößen* $trtot$ *und* $cpvmax$*.*

Die mit einem eindimensionalen Schnitt erreichbaren Physikeffizienzen bei 80%, 90% und 95% Untergrundunterdrückung sind in Tabelle 5.5 zusammengefaßt.

Triggergröße	Physikeffizienzen bei Unterdrückung von		
	80%	90%	95%
trtot	61.2%	43.6%	13.4%
cpvmax	46.2%	27.2%	13.4%

Tabelle 5.5: *Physikeffizienz in Abhängigkeit von der Untergrundreduktionen bei eindimensionalen Schnitten.*

Diese Werte sind mit den erreichten Effizienzen bei Verwendung höherdimensionaler Schnitte in den folgenden Unterkapiteln zu vergleichen.

5.2.3 Untersuchung in zwei Dimensionen

Eine logische Fortsetzung der Untersuchungen im vorigen Abschnitt ist die Analyse der Triggergrößen in zwei Dimensionen. Am vielversprechendsten ist es, Variablen, die bereits in einer Dimension eine erhöhte Korrelation mit einer der beiden Ereignis-klassen aufweisen, auch in zwei Dimensionen zu betrachten. Die besten Ergebnisse wurden mit den beiden Größen *trtot* und *cpvmax* erzielt.

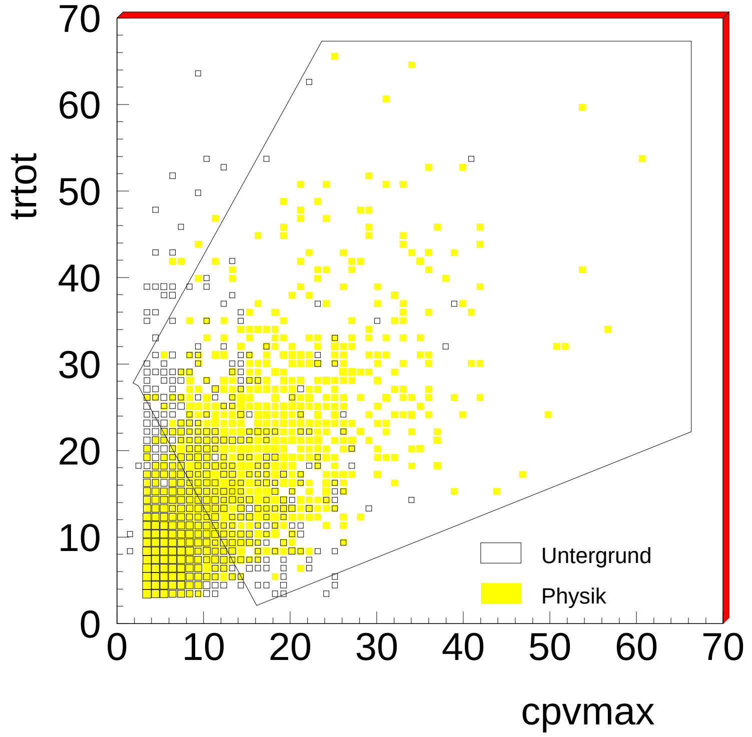

Abbildung 5.5: *Zweidimensionale Verteilung der beiden Triggergrößen $trtot$ und $cpvmax$. Die Zugehörigkeit der Ereignisse zu den beiden Klassen sind unterschiedlich hervorgehoben.*

Die zweidimensionale Verteilung der beiden Größen sind in Abb. 5.5 dargestellt, wobei die beiden Klassen Physik und Untergrund unterschieden werden. Man erkennt, daß auch noch in zwei Dimensionen die beiden Klassen eine starke Überschneidung aufweisen. Das eingezeichnete Polygon ist eine Möglichkeit, um mit Hilfe eines zweidimensionalen grafischen Schnitts die beiden Klassen voneinander zu trennen.

grafischer 2D-Schnitt

Die Auswirkungen des grafischen Schnittes in der *trtot-cpvmax*–Ebene auf die eindimensionalen Verteilungen separat für Physik und Untergrund ist in den Abbildungen 5.6 und 5.7 dargestellt.

Mit dem hier dargestellten zweidimensionalen Schnitt erreicht man eine Untergrundreduktion um 83.5% bei einer Physikeffizienz von 52.3%. Diese Zahlen liegen im selben Bereich wie die Ergebnisse mit eindimensionalen Schnitten. Auch durch Wahl anderer Triggergrößen und Variation der Schnitte konnten keine signifikanten Verbesserungen bezüglich Untergrundreduktion und Physikeffizienz erzielt werden.

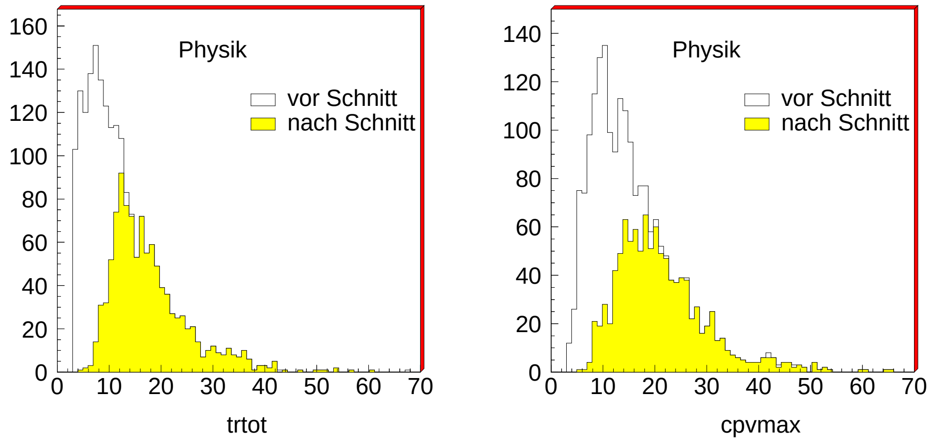

Abbildung 5.6: *Auswirkungen des 2D-Schnittes auf die eindimensionale Verteilung der Triggergrößen der Physikereignisse.*

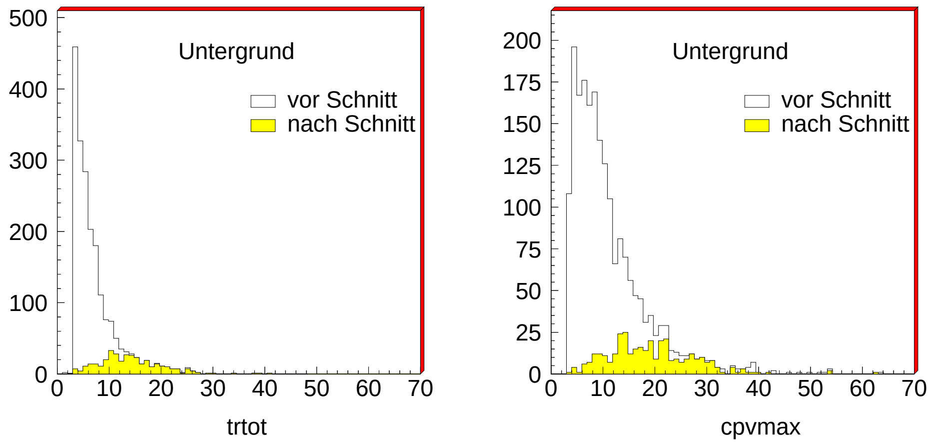

Abbildung 5.7: *Auswirkungen des 2D-Schnittes auf die eindimensionale Verteilung der Triggergrößen der Untergrundereignisse.*

5.2.4 Relevanz-Verteilung

Bei der Untersuchung von Eingabegrößen für das neuronale Netz ist es möglich, die Netzwerke selbst zu verwenden, um die wichtigen Variablen herauszufinden. Dazu trainiert man ein Netzwerk mit allen zur Wahl stehenden Eingabegrößen und betrachtet hinterher, welche das Netzwerk als wichtig und welche es als weniger wichtig erachtet hat. Ein Maß für die Wichtigkeit einer Größe kann durch die Definition der sogenannten *Relevanz* R [80] erhalten werden

$$R_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(o(\vec{x}_i) - o(\vec{x}_i|_{x_{ij}=\bar{x}_j}))^2 \quad (5.2)$$

Dabei wird der Ausgabewert des Netzes für jedes Eingabemuster bestimmt und davon der Ausgabewert des Netzes abgezogen, den man erhält, wenn man im Eingabevektor den Wert der interessierenden Größe auf den Mittelwert setzt. Nach der Summation der Differenzenquadrate über alle Muster n und eine Normierung des Wertes, erhält man die Relevanz R_j für die Eingabegröße j. Bei dieser Berechnung muß man berücksichtigen, daß die Relevanz sowohl vom gewählten Netzwerk abhängt, als auch vom Datensatz, den man zugrundelegt. Man erhält z.B. im vorliegenden Fall für ein Netzwerk, das auf die Unterscheidung von *dstar.part1* und *l4rej.part1* trainiert worden ist, für jeden Datensatz einen eigenen Satz von Relevanzwerten. In Abbildung 5.8 sind diese Werte grafisch dargestellt.

Relevanz

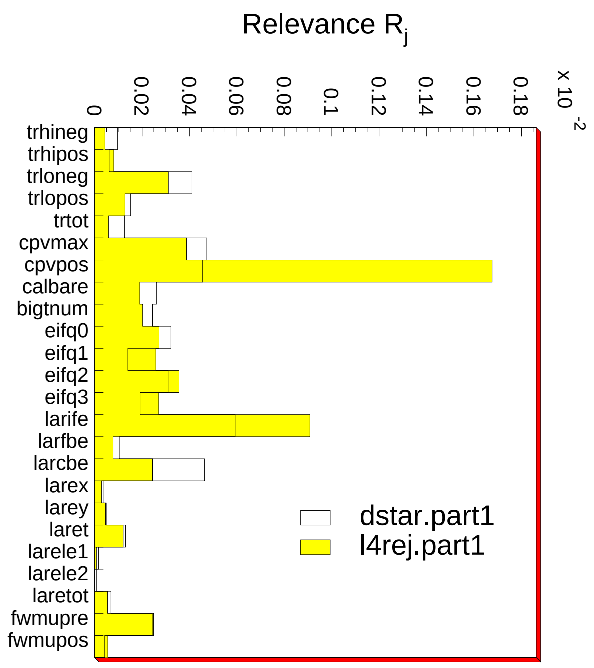

Abbildung 5.8: *Relevanz der Triggergrößen für die beiden Testdatensätze $dstar.part1$ und $l4rej.part1$.*

Man sieht deutlich, daß sich die Relevanzen der Eingabegrößen stark unterscheiden. Wie auch bei den eindimensionalen Korrelationen sind die Größen des Driftkammertriggers und des Proportionalkammertriggers sehr wichtig für die Entscheidung des Netzwerks. Ebenso bilden die Energien im vorderen Teil des Kalorimeters hohe

Relevanzwerte aus. Der ausgeprägte Relevanzwert für die Position des Maximums des z-Vertex–Histogramms (*cpvpos*) erklärt sich durch die Struktur der Eingabeverteilung dieser Größe. Wenn man das Histogramm dieser Größe für Physik und Untergrundereignisse betrachtet (vgl. Abb. 5.9), sieht man eine flache Verteilung für Untergrundereignisse und eine gaußförmige bei Physikereignissen.

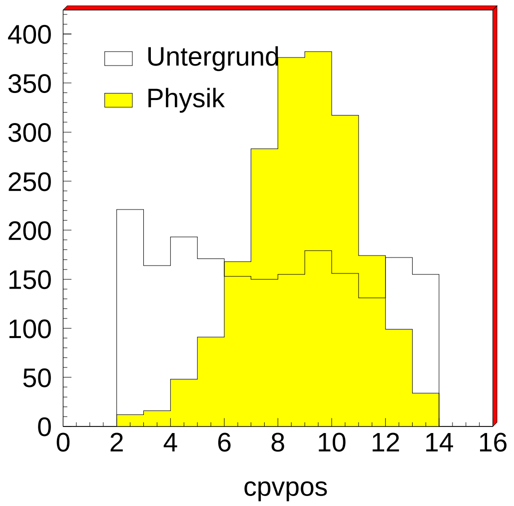

Abbildung 5.9: *Histogramm der Verteilung von $cpvpos$ für die Datensätze $dstar.part1$ und $l4rej.part1$.*

Beide weisen aber einen ähnlichen Mittelwert auf. Wenn man nun statt des eigentlichen Wertes den Mittelwert von *cpvpos* eingibt, so geht das Netzwerk davon aus, daß es sich wahrscheinlicher um ein Physikereignis handelt und somit weicht der Ausgabewert bei Untergrundereignissen stark vom ursprünglichen Wert ab.

5.3 Training mit realen Daten

Die Ergebnisse des vorangegangenen Unterkapitels weisen darauf hin, daß man nur mit höherdimensionalen Schnitten auf ausgewählten Eingabegrößen zu hinreichend hohen Untergrundreduktionen gelangen kann. In diesem Kapitel werden die Eingabegrößen der Netzwerke, die Parameter des Netzwerktrainings und die Ergebnisse vorgestellt.

5.3.1 Parameter des Netzwerktrainings

Die Informationen aus Abschnitt 5.2 sind die Grundlage für die Wahl der Eingabegrößen beim Netzwerktraining. Um verschiedene Kombinationen von Eingabegrößen auf ihre Leistungsfähigkeit zu testen, wurden vier verschiedene sogenannte *Sets* definiert, die Größen aus verschieden Subdetektorgruppen enthalten. Die Sets sind in Tabelle 5.6 dargestellt. Das erste Set bezieht Spur- und Energieinformationen mit ein, das zweite Set verwendet ausschließlich das komplette z-Vertex–Histogramm, das dritte verwendet nur Spurinformationen und das vierte Set verwendet alle Größen die eine hohe Korrelation aufwiesen (vgl. Abb. 5.1).

Sets

Triggergröße	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4	Subdetektor
trtot	√		√	√	Driftkammer
trloneg	√		√	√	
trhineg	√		√	√	
trhipos	√		√	√	
trlopos	√		√	√	
cpvsum	√		√		Proportionalkammer
cpvmax	√		√	√	
cpvpos	√		√	√	
cpvt0-15		√			
eifq0-3	√			√	Kalorimeter
larife				√	
calbare				√	
bigtnum				√	
Gesamtzahl	12	16	8	14	

Tabelle 5.6: *Wahl der Triggergrößen für verschiedene Input Sets.*

Da es bei neuronalen Netzwerken a priori keine Regel für die Wahl der Eingabewerte gibt, ist man darauf angewiesen eine Reihe von sinnvoll erscheinenden Größen zu testen. Diese Eingabe-Sets wurden gewählt, indem von den für die Erkennung von $D^{*\pm}$–Physik voraussichtlich wichtigsten Subdetektoren verschiedene Kombinationen gebildet wurden. Dabei floß die Information über die Level-1-Triggerelemente des effizienten Subtrigger 53 ein und die Ergebnisse der vorangegangenen Abschnitte über ein- und zweidimensionale Korrelationen.

Die verschiedenen Datensätze, die für das Training verwendet wurden, sind in Kapitel 5.1 beschrieben. Es wurden jeweils die *dstar* und *l4rej* Datensätze aus denselben Zeiträumen gegeneinander trainiert. Die für das Training verwendeten Parameter, die den Lernprozeß des Netzwerkes beeinflussen, sind in Tabelle 5.7 aufgelistet. Die in der Tabelle aufgeführte Zahl von Epochen beschreibt die Länge des Trainings. Eine Epoche ist dabei definiert als eine Lern-Iteration über die Gesamtheit aller sich in den Trainingsdatensätzen befindenden Ereignisse. Insgesamt ergaben sich mit diesen Parametern 36 verschiedene Netzwerke.

Parameter

Epoche

Name der Größe	Werte			
Lernparameter η	0.0005			
Momentumfaktor α	0.9			
Initialisierungintervall	[-5.0,5.0]			
Epochen	1500			
verborgene Knoten	10	20	30	
Inputs	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4
Trainingsdaten	dstar.part1 $\longleftrightarrow$ l4rej.part1 dstar.part2 $\longleftrightarrow$ l4rej.part2 dstar.part3 $\longleftrightarrow$ l4rej.part3			

Tabelle 5.7: *Parameter des Netzwerktrainings und verwendete Datensätze.*

5.3.2 Trainingsergebnisse

Der Verlauf des mittleren Fehlers auf den Trainingsdaten ist im linken Teilbild von Abbildung 5.10 getrennt nach Physik- und Untergrundereignissen zu sehen. Der Fehler nimmt streng monoton mit der Anzahl der Epochen ab. Dies zeigt die Konvergenz des Backpropagation Algorithmus bei der Optimierung der Gewichtsparameter.

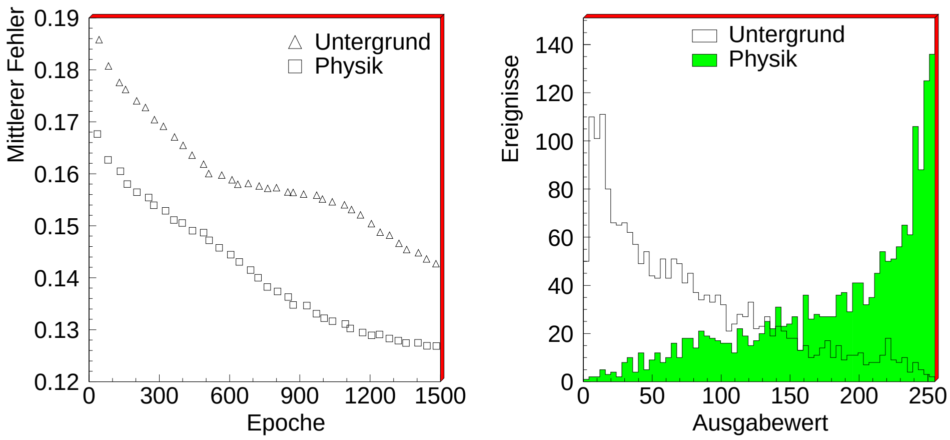

Abbildung 5.10: *Typische Lernkurven (linkes Teilbild) und Ausgabeverteilung (rechtes Teilbild) eines Netzwerkes.*

Im rechten Teilbild von Abb. 5.10 ist die Ausgabe eines Netzwerks abgebildet. Diese liegt normalerweise zwischen 0 und 1, ist in diesem Beispiel aber auf den 8-Bit Wertebereich der ganzen Zahlen von 0 bis 255 abgebildet, wie es bei der späteren Hardware-Implementierung üblich ist. Man kann deutlich erkennen, daß das Netzwerk eine Separierung von Untergrund und Physik erlaubt, wenn man einen Schnitt auf dem Ausgabewert festlegt. Je nach Plazierung dieses Schnitts erhält man die gewünschte Untergrundreduktion bei entsprechender Physikeffizienz. Eine Funktion der Untergrundreduktion in Abhängigkeit von der Physikeffizienz ist in Abbildung 5.11 dargestellt. Man erhält sie, in dem man den Wert des Schnittes in der Netzwerkausgabeverteilung variiert. Als Beispiel ist hier das Ergebnis des Netzwerktrainings von *dstar.part1* und *l4rej.part1* mit dem Eingabe-Set 1 dargestellt. Die durchgezogene Kurve steht für die Trainingsdaten, die gestrichelte für die Testdaten.

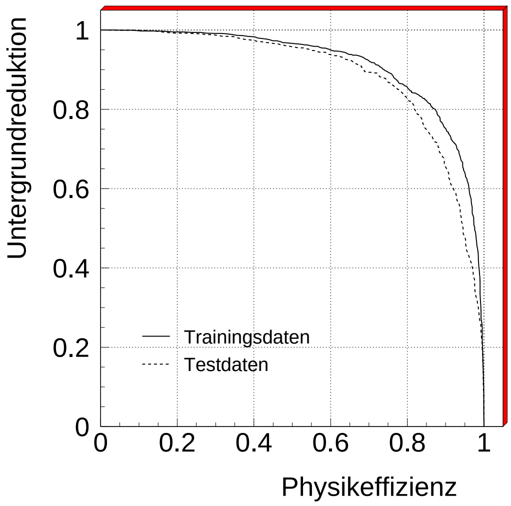

Abbildung 5.11: *Physikeffizienzen in Abhängigkeit von der Untergrundreduktion.*

Im folgenden werden die Ergebnisse des Netzwerktrainings danach beurteilt, welche Physikeffizienz das Netz bei vorgegebener Untergrundreduktion von 80%, 90% und 95% erreichen kann. Dabei werden nur die Ereignisse der Testdatensätze berücksichtigt, sowohl für die Bestimmung des Schnittes, um die Unterdrückung zu erreichen, als auch für die Berechnung der Physikeffizienz. Die Physikeffizienzen der Netzwerke für die verschiedenen Sets von Eingabegrößen und Anzahl von Knoten in der versteckten Schicht des Netzwerks sind in den Abbildungen 5.12, 5.13 und 5.14 dargestellt.

Jeder der Input Sets ist durch eine eigene Grauschattierung repräsentiert. Für jede Zahl von Knoten in der verborgenen Schicht ist eine Gruppe von Netzwerken dargestellt. In jedem Set sind immer die drei verschiedenen Zeitabschnitte (vgl. Tab. 5.2 und 5.3) von Trainingsdatensätzen als zusammenhängende Balken gezeigt, dabei wurde hier die chronologische Reihenfolge der Daten berücksichtigt. Dies bedeutet, daß innerhalb einer Dreiergruppe jeweils von links nach rechts die Zeitabschnitte *part2*, *part3* und *part1* dargestellt sind.

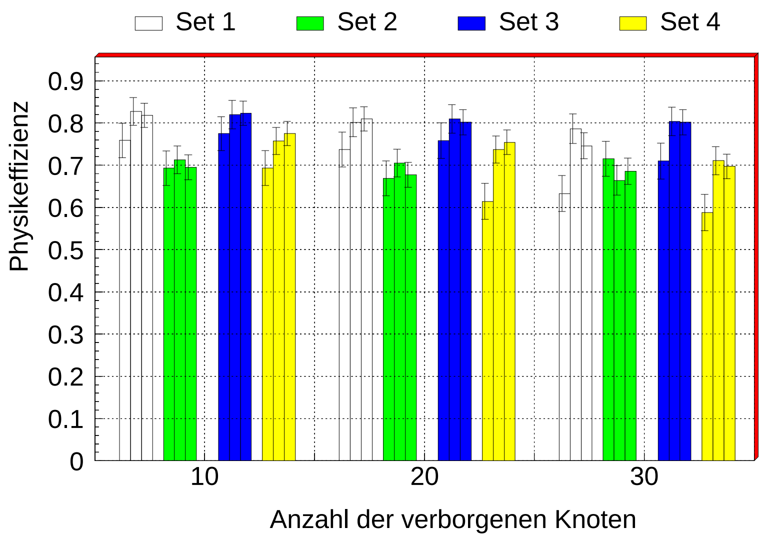

Abbildung 5.12: *Physikeffizienzen für 80% Untergrundreduktion.*

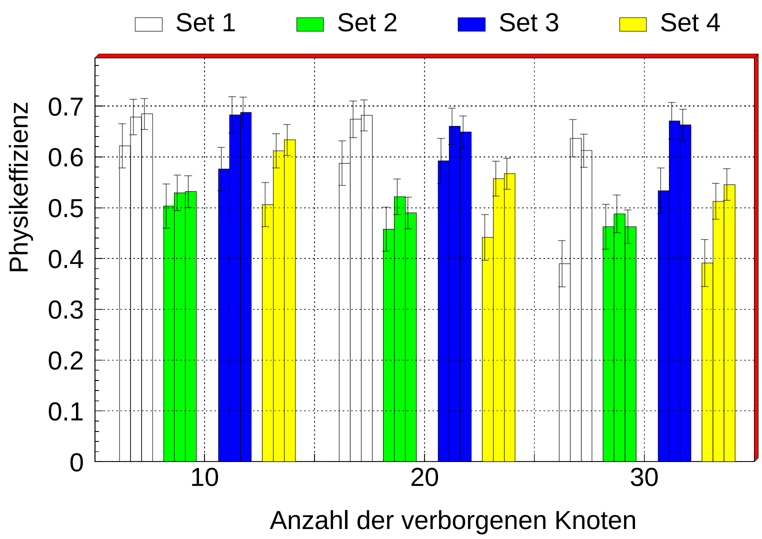

Abbildung 5.13: *Physikeffizienzen für 90% Untergrundreduktion.*

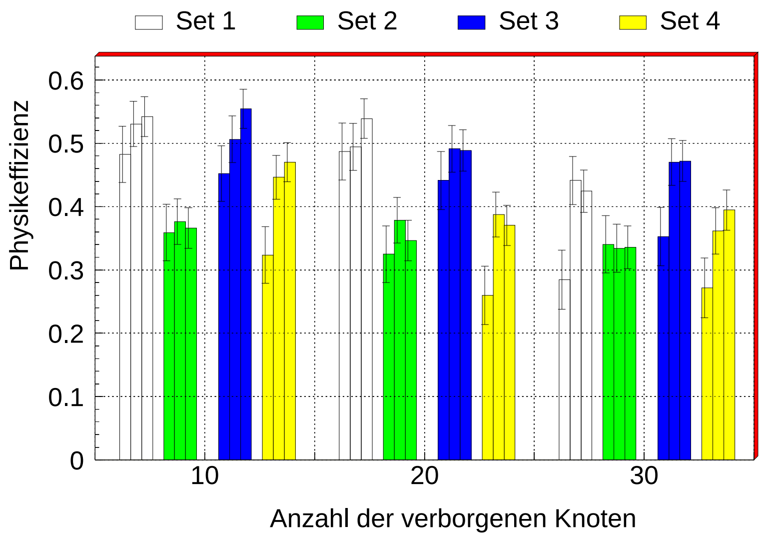

Abbildung 5.14: *Physikeffizienzen für 95% Untergrundreduktion.*

In Abbildung 5.12 sind die Effizienzen für 80% Untergrundreduktion zusammengefaßt. Die Physikeffizienzen bewegen sich zwischen 59% und 82%, wobei der statistische Fehler der Werte bei etwa 3 Prozentpunkten liegt. Diese Fehler sind als Balken in die Histogramme miteingezeichnet. Auffallend ist, daß die Effizienzen für die Netze, die aus dem Zeitabschnitt *part2* stammen in fast allen Fällen unterhalb derer aus anderen Zeitabschnitten liegen. Für dieses Ergebnis gibt es zum einen die Erklärung, daß die Statistik für diesen Zeitraum geringer war als in den anderen Zeiträumen und deshalb der statistischen Fehler bei etwa 4.5 Prozentpunkten liegt. Zum anderen ist dieser Zeitabschnitt der chronologisch frühste (vgl. Run-Bereich in Tab. 5.2). In diesem Zeitabschnitt war der Zustand des Detektors weniger stabil und die Daten deshalb weniger zuverlässig als in den anderen. Dies ist auch daran zu erkennen, daß insgesamt weniger Daten nach der Selektion zur Verfügung standen.

Bezüglich der Sets von Eingabegrößen erreichen Set 1 und Set 3 die höchsten Effizienzwerte, gefolgt von Set 4 und Set 2. Die Effizienzen bei verschiedener Anzahl von Knoten in der versteckten Schicht sind zwar im Rahmen der statistischen Fehler noch verträglich, man sieht jedoch einen Trend zu geringeren Effizienzen bei 30 versteckten Knoten. Ein Anstieg mit der Knotenzahl wäre zu erwarten, wenn die Struktur der zu separierenden mehrdimensionalen Volumina komplexer wäre. Daraus läßt sich schließen, daß eine Zahl von weniger als 30 Knoten ausreichend ist. Im folgenden Unterabschnitt wird auf diese Problematik genauer eingegangen.

In Abbildung 5.13 sind die Effizienzen für 90% Untergrundreduktion zu sehen. Die Physikeffizienzen liegen zwischen 40% und 69%. Auch hier sind dieselben Beobachtungen anzustellen wie in der vorherigen Abbildung, Set 1 und Set 3 schneiden in den erreichten Werten am besten ab. Die Abhängigkeit von der Anzahl der versteckten Knoten deutet bei allen Eingabe-Sets auf einen leichten Abfall bei der höchsten Knotenzahl hin.

In Abbildung 5.14 sind die Effizienzen für 95% Untergrundreduktion gezeigt. Die Effizienz für Physikereignisse liegt im Bereich zwischen 26% und 55%, wobei der niedrigste Wert wiederum von einem Netz aus der kritischen Anfangsperiode der Datennahme stammt. Der bereits bei 90% Untergrundreduktion sichtbare Trend zu geringeren Effizienzen bei der höchsten Knotenzahl wird bei diesem Bild noch deutlicher. Der höhere Reduktionsfaktor läßt den Schnitt im Bild der Ausgabewerte weiter nach rechts wandern und damit ein Netz mit schlechterer Separierungsfähigkeit deutlicher werden.

Overtraining

Beim Training von neuronalen Netze ist a priori die optimale Anzahl verborgener Knoten nicht festlegbar. Man ist deshalb auf die Analyse mehrerer Trainingsläufe angewiesen, bei denen man das Verhalten der Effizienz in Abhängigkeit von der Anzahl der verborgenen Knoten bestimmt. Dabei sind die Ergebnisse für die Trainingsdaten und die Testdaten miteinander zu vergleichen.

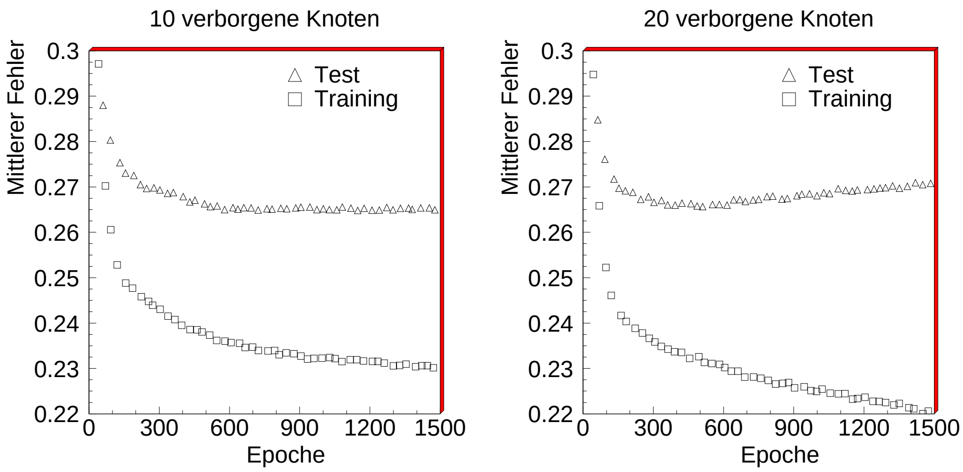

Abbildung 5.15: *Verlauf des mittleren Fehlers von Test und Trainingsdatensätzen bei unterschiedlicher Anzahl von Knoten in der verborgenen Schicht.*

Netze mit wenigen Knoten in der verborgenen Schicht erreichen einen nahezu konstanten mittleren Fehler sowohl für Trainings- wie für Testdatensätze. Netze mit sehr vielen Knoten tendieren aufgrund der höheren Zahl von freien Parametern zum Optimieren des mittleren Fehlers speziell auf Eigenschaften des Trainingsdatensatzes hin, wobei jedoch die Generalisierungsfähigkeit abnimmt, d.h. der mittlere Fehler des

Testdatensatzes zunimmt. Dieser Effekt wird auch als *Overtraining* bezeichnet. Er ist in Abbildung 5.15 am Beispiel des mit Set 3 auf *part1*-Daten trainierten Netzes deutlich gemacht. Man sieht wie ab Epoche 500 der mittlere Fehler des Testdatensatzes wieder ansteigt.

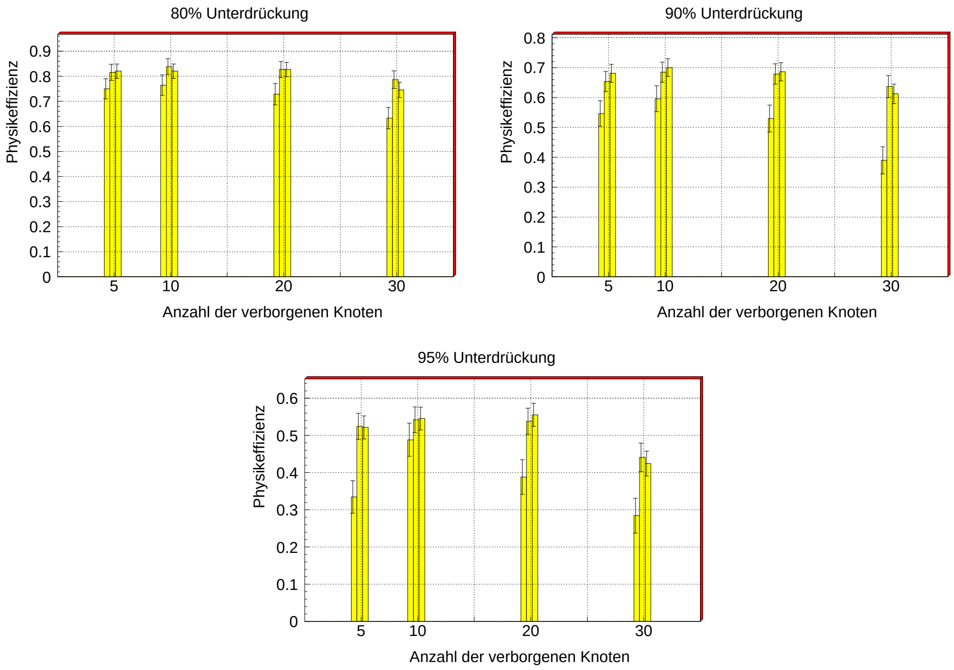

Abbildung 5.16: *Physikeffizienzen in Abhängigkeit von der Knotenzahl für Set 1. Wiederum sind die Ergebnisse für 80% (links oben), 90% (rechts oben) und 95% Untergrundreduktion (unten) dargestellt.*

Aus diesem Verhalten läßt sich experimentell der optimale Wert für die Anzahl der versteckten Knoten ermitteln. Zu diesem Zweck wurde beispielhaft das Set 1 ausgewählt und die Anzahl der versteckten Knoten in den Bereich unterhalb von 10 ausgeweitet und die Netze nochmals trainiert. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.16 dargestellt und zeigen deutlich, daß der Maximalwert der Effizienz für eine Knotenanzahl zwischen 10 und 20 erreicht wird, wobei dieser Effizienzbereich im Rahmen der statistischen Ungenauigkeiten als sehr flach betrachtet werden muß.

5.4 Training mit Monte-Carlo–Daten

Für den Vergleich mit den realen Daten wurden auch Netzwerke mit Monte-Carlo–Daten trainiert. Die Datensätze sind bereits in Abschnitt 5.1 beschrieben worden. Als Untergrund wurden auch hier die L4-Reject Daten verwendet. Für das

Training wurden die Ereignisse aus den direkten und den resolved Prozessen im Verhältnis 80:20 gemischt. Eine Analyse der eindimensionalen Verteilungen ergibt für die Monte-Carlo–Ereignisse eine sehr starke Diskrepanz bei Energien im Kalorimeter (vgl. Abb. 5.17).

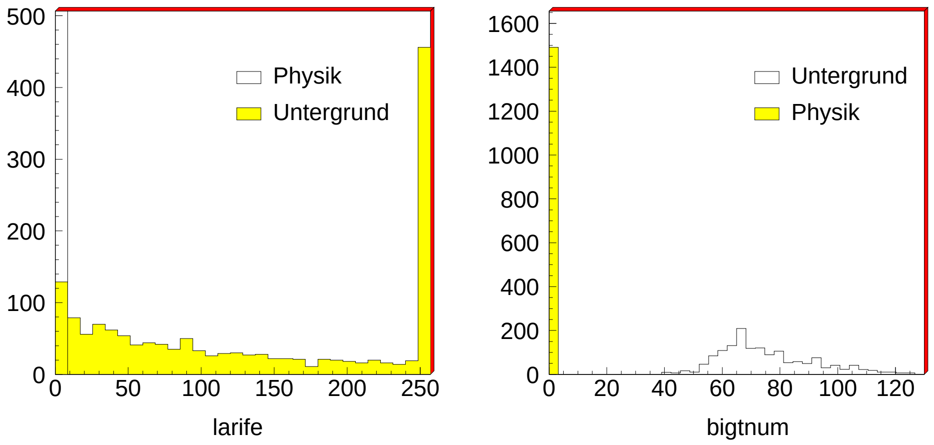

Abbildung 5.17: *Histogramm der Verteilung von $larife$ und $bigtnum$ für die Monte-Carlo–Datensätze und $l4rej.part1$.*

Diese Diskrepanz läßt sich verstehen, wenn man bedenkt, daß in einer idealen Simulation keine Energien im vorderen Kalorimeterbereich deponiert werden sollten. In den Realdaten ist dies aber durch experimentelle Gegebenheiten wie z.B. Rauschen nicht völlig zu unterdrücken.

Deshalb war es nicht sinnvoll, Netze mit diesen Eingabegrößen zu trainieren, da sich die Entscheidung des Netzwerks auf allein diesen Unterschied stützen würde. Es standen folglich nur noch die beiden Eingabe-Sets 2 und 3 zur Wahl. Die Lernparameter sind identisch zu den Werten bei realen Daten (siehe Tabelle 5.7). Die Ergebnisse des Netzwerktrainings sind in Abbildung 5.18 zusammengefaßt.

Bei 80% Untergrundreduktion liegen die Ergebnisse für die Physikeffizienz zwischen 74% und 82%. Eine Reduktion von 90% des Untergrundes ergibt noch Effizienzen zwischen 56% und 70%. Bei 95% Unterdrückung können schließlich noch 38% bis 53% Physikeffizienz erzielt werden.

Der Eingabe-Set 3 ist in allen Parameterkombinationen besser als der Set 2. Dies ist verständlich, da Set 3 nicht nur Spurinformationen aus den Proportionalkammern enthält, sondern zusätzlich Informationen aus den Driftkammern. Das Verhalten der Physikeffizienzen bei steigender Zahl von verborgenen Knoten ist analog zu dem bei realen Daten. Ein Vergleich mit den Werten bei realen Daten zeigt, daß die Physikeffizienzen etwas höher liegen. Im Fall der realen Daten liegen die Ergebnisse von Set 2 ebenfalls unter denen von Set 3.

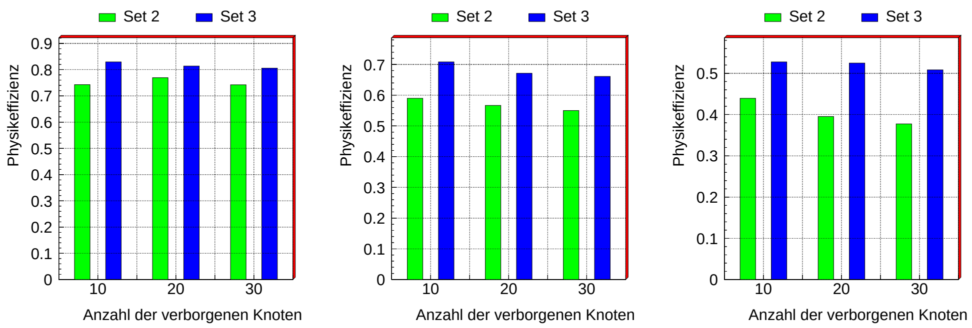

Abbildung 5.18: *Monte-Carlo–Physikeffizienzen für 80% (linkes Bild), 90% (mittleres Bild) und 95% (rechtes Bild) Untergrundreduktion .*

5.5 Test der Netzwerke

Das Überprüfen der Einsatzfähigkeit von Netzwerken unter realen Bedingungen erfordert eingehende Tests. Diese beinhalten zum Beispiel das Antwortverhalten und die Stabilität gegenüber

- Daten aus anderen Zeiträumen
- Ausfall von Triggergrößen
- Ausschalten von Triggergrößen
- Verrauschen von Triggergrößen

Diese Punkte sollen exemplarisch an zwei verschiedenen Netzwerken untersucht werden, die bei der Beurteilung der Trainingsergebnisse am besten abgeschnitten haben. Je eines für die realen Daten und eines für Monte-Carlo–Daten wurde ausgewählt. Die Parameter der Netze sind in Tabelle 5.8 zusammengetragen.

Name der Größe	Realdaten Netz	Monte-Carlo Netz
verborgene Knoten	10	10
Inputs	Set 1	Set 3
Physikdaten	dstar.part1	80% ccbar.dir + 20% ccbar.res
Untergrunddaten	l4rej.part1	l4rej.part1
Physikeff. bei 80% Red.	81.8±2.8%	82.9±4.0%
Physikeff. bei 90% Red.	68.4±3.0%	70.8±4.2%
Physikeff. bei 95% Red.	54.2±3.1%	52.8±4.4%

Tabelle 5.8: *Parameter und Trainingsergebnisse der ausgewählten Netzwerke.*

5.5.1 Zeitstabilität

Die Zeitstabilität des Netzwerkes wurde mit Hilfe der Datensätze aus den Zeiträumen *part2* und *part3* getestet. In Abbildung 5.19 ist im linken Teilbild die Effizienz-Kurve für die beiden getesteten Datensätze und den aus *part1* genommenen Referenztestdatensatz dargestellt. Im rechten Teilbild sind die Differenzen zum Referenzdatensatz gezeigt.

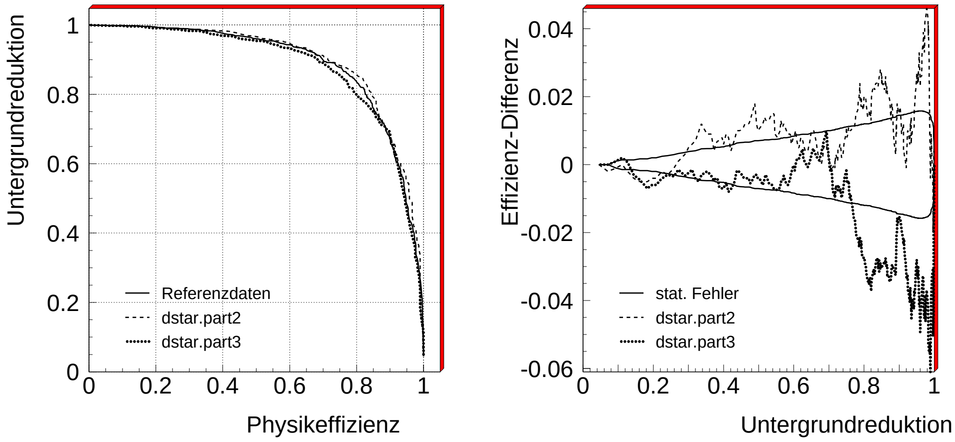

Abbildung 5.19: *Test des Realdaten-Netzes mit Physik aus anderen Zeitabschnitten. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.*

Die Zeitinstabilität bewegt sich im Rahmen von wenigen Prozent und wächst mit der Untergrundreduktion statistisch fluktuierend an. Im rechten Teilbild von Abb. 5.19 ist der statistische Fehler miteingezeichnet. Er wurde als proportional zur Anzahl der verworfenen Untergrundereignisse bei gegebener Reduktion angenommen. Daraus ergibt sich der ansteigende Wert bei wachsender Untergrundreduktion. Wenn man den statistischen Fehler mitberücksichtigt, der bei der maximalen Untergrundreduktion bis zu 1.6% anwächst, sind die Einbußen durch die verschiedenen Zeitintervalle gering. Die Daten aus dem Zeitabschnitt *part2* haben bei gegebener Untergrundreduktion eine bis zu 4% höhere Physikeffizienz. Die Daten aus *part3* haben fast durchweg eine niedrigere Physikeffizienz als die Referenzdaten und weisen bei sehr hohen Untergrundreduktionen eine maximale Differenz von ca. 6% auf.

5.5.2 Stabilität bei Störung von Eingabegrößen

Bei der Störung von Eingabegrößen kann man zwischen drei verschiedenen Möglichkeiten unterscheiden. Zum einen kann ein Defekt in einem Subdetektor dazu führen, daß alle Größen dieses Subdetektors auf den Wert Null gesetzt sind. Die Auswirkungen eines solchen Defekts sind in Abbildung 5.20 für das Realdaten-Netzwerk zu sehen. Bei der Bewertung der Ergebnisse ist zu berücksichtigen, daß nicht nur die Physikereignisse den Störungen unterworfen werden, sondern auch die Untergrundereignisse. Daraus folgt, daß sich beide Ausgabeverteilungen verändern (vgl. Abb. 5.22). Bei der Erstellung einer Effizienzkurve ist deshalb die Position des Schnitts, die eine bestimmte Untergrundreduktion herbeiführt, nicht mehr dieselbe wie ohne Abschaltung.

Im Bild 5.20 erkennt man, daß alle simulierten Defekte zu einer Reduktion der Physikeffizienz führen. Der Verlust ist davon abhängig, welcher Detektorteil ausgewählt wurde. Während die Verluste für ein defektes Kalorimeter unter 8% bleiben, treten bei der Driftkammer Differenzen bis 30% und bei der Proportionalkammer Einbrüche bis zu 40% auf. Dies stellt die Wichtigkeit der beiden Spurtriggersysteme bei der Entscheidung des Netzwerks heraus. Die größten Differenzen treten bei 80% bis 90% Untergrundreduktion auf. Dort liegt der für den realen Einsatz des Netzwerks interessante Bereich.

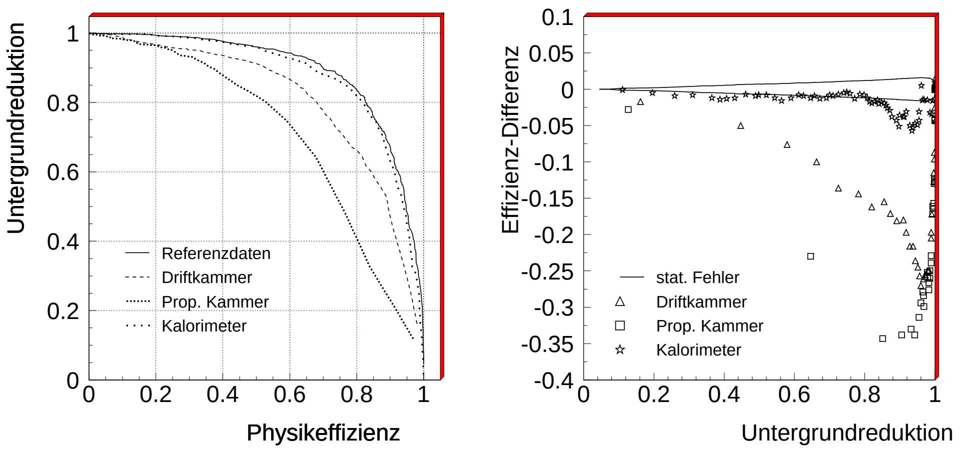

Abbildung 5.20: *Test des Realdaten-Netzes mit simulierten defekten Subdetektoren. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.*

Man kann die Daten eines Subdetektors jedoch auch kontrolliert auf einen festen Wert setzen – ihn sozusagen ausschalten – falls es Probleme mit dessen Größen gibt. In den Tests wurde dafür der Mittelwert verwendet. In Bild 5.21 sind die Resultate eines solchen Szenarios dargestellt, wobei jeweils alle Größen einer bestimmten Subdetektorkomponente verändert wurden.

Bei der Betrachtung der Ergebnisse fällt auf, daß hier kaum Verluste, sondern Gewinne zu verbuchen sind. Dies ist auf den ersten Blick überraschend. Wenn man sich jedoch klar macht, daß das Netzwerktraining nicht darauf ausgelegt ist, eine optimale Trennung bei bestimmten vorgegebenen Untergrundreduktionen zu erreichen,

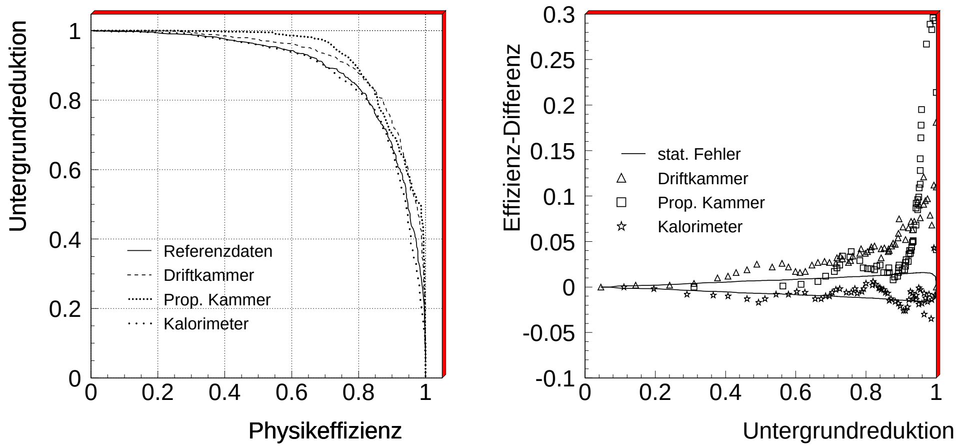

Abbildung 5.21: *Test des Realdaten-Netzes mit simulierten ausgeschalteten Subdetektoren. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.*

sondern den globalen Klassifizierungsfehler zu minimieren, dann ist das Ergebnis zu verstehen. Zum Beispiel wurde im Fall der Proportionalkammern die Ausgabeverteilung der Physik nach rechts verschoben, die Verteilung der Untergrundereignisse aber eher komprimiert (vgl. Abb. 5.22). Dadurch ergibt sich bei Schnitten oberhalb von 0.85 eine verbesserte Physikeffizienz.

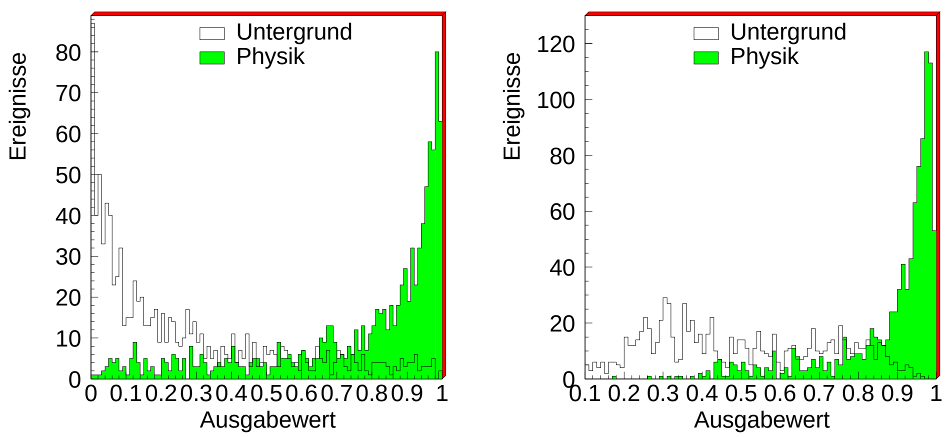

Abbildung 5.22: *Ausgabeverteilung des Realdaten-Netzes mit (links) und ohne (rechts) eingeschaltete Proportionalkammern.*

Als dritte Möglichkeit die Eingangssignale zu stören, wurde ein Rauschen auf den Eingangswerten simuliert. Die folgende Formel beschreibt die Transformation der Eingangsdaten x_i **Rauschen**

$$x_i^{'} = x_i \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi(k \cdot \sigma_{x_i})^2}} e^{-(\frac{x_i - \bar{x}_i}{k \cdot \sigma_{x_i}})^2} \qquad \text{mit} \qquad k = 2 \tag{5.3}$$

Dabei ist $\bar{x}_i$ der Mittelwert der Größe, σ_{x_i} die Standardabweichung. Es handelte sich bei der Störung um eine gaußförmige Verteilung mit einer Breite von $k = 2$ Standardabweichungen. Die Störung wurde wieder für jeden Subdetektor separat durchgeführt. Die Ergebnisse der Tests sind in Bild 5.23 dargestellt.

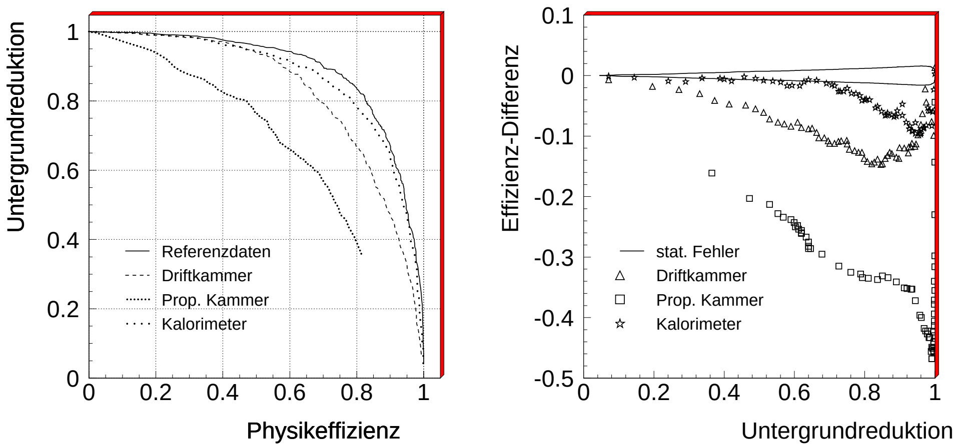

Abbildung 5.23: *Test des Realdaten-Netzes mit gaußförmigem Rauschen in den Eingangsgrößen. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.*

Es zeigt sich, daß die Effizienz am wenigsten durch eine Störung der Kalorimeterinformation beeinflußt wird. Hier werden nur Abweichungen bis zu 10% registriert. Die Effizienz bei Verschmierung der Driftkammerinformationen sinkt bis zu 14%. Am stärksten wirkt sich wiederum die Veränderung der Proportionalkammerinformation auf die Ergebnisse aus. Es sind Verluste um bis zu 50% im kritischen Bereich von 80–90% Untergrundreduktion festzustellen.

Die Ergebnisse aus den verschiedenen Stabilitätstests ergeben ein konsistentes Bild. Die Information aus der Proportionalkammer geht sensibel in die Berechnung des Ausgabewertes ein und ein Ausfall dieser Komponente ist für das hier untersuchte Netzwerk bedeutsam.

5.5.3 Test mit Monte-Carlo–Daten

Das Antwortverhalten des mit realen Daten trainierten Netzwerks auf Monte-Carlo–Ereignisse ist von besonderem Interesse, da Monte-Carlo–Ereignisse im allgemeinen dazu verwendet werden, um Effizienzen zu bestimmen. Die Ergebnisse des Tests sind in Abbildung 5.24 zu finden.

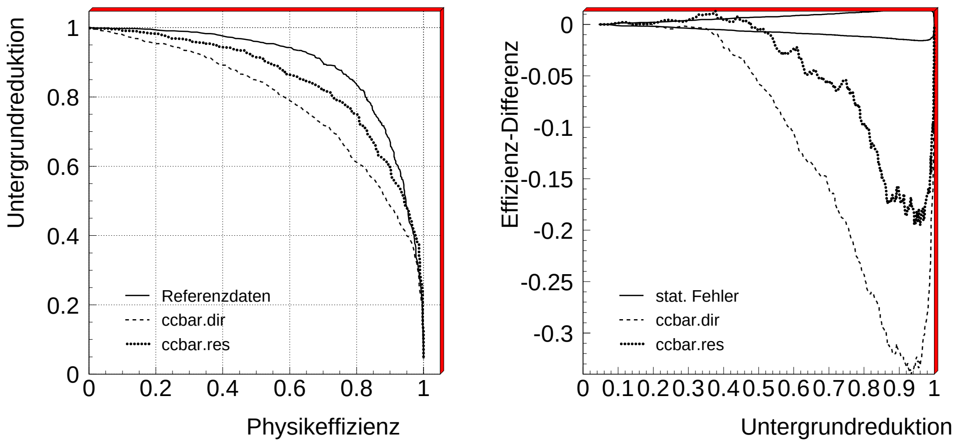

Abbildung 5.24: *Test des Realdaten-Netzes mit Monte-Carlo–Physikereignissen. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.*

Man erkennt eine deutlich kleinere Physikeffizienz für beide Arten von Monte-Carlo–Ereignisse. Die Effizienz für die Ereignisse aus dem *resolved* Prozeß ist höher als die der Ereignisse aus dem direkten Prozeß. Der Grund hierfür liegt in der größeren Ähnlichkeit der Eingabeverteilungen von realen Daten und Ereignissen aus dem *resolved* Prozeß. Die Ergebnisse legen nahe, genauere Untersuchungen zu mehrdimensionalen Verteilungen von Triggergrößen anzufertigen, da die Ergebnisse auf eine nicht völlig repräsentative Simulation dieser Größen hindeuten.

5.5.4 Test des Monte-Carlo–Netzwerks

Analog zum vorangegangenen Abschnitt 5.5.3 wurde das mit Monte-Carlo–Daten trainierte Netzwerk einem Test mit realen Daten unterworfen. Die Ergebnisse für die beiden Zeitabschnitte *part2* und *part3* sind in Abbildung 5.25 zu sehen. Ebenso wie im vorherigen Abschnitt weichen die Ergebnisse mit realen Daten stark von denen der Monte-Carlo–Daten ab. Im interessanten Bereich von 80–90% Untergrundreduktion sind es um die 30% Differenz. Absolut gesehen werden Physikeffizienzen von nur 40–50% erreicht bei 80–90% Untergrundreduktion.

Die Abweichung der Ergebnisse zwischen Monte-Carlo–Daten und realen Daten ist

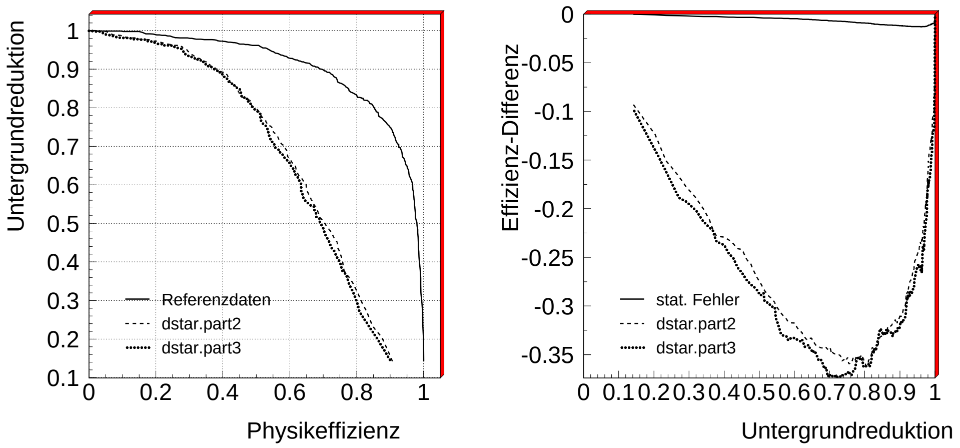

Abbildung 5.25: *Test des Monte-Carlo–Netzes mit Physikereignissen aus realen Daten. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.*

sehr ausgeprägt. Zwei Faktoren spielen dabei eine wichtige Rolle: zum einen die Güte der Monte-Carlo–Simulation und zum anderen der Gehalt an Untergrundereignissen innerhalb der realen Daten. Eine genaue Aussage über den jeweiligen Einfluß wird erst mit erhöhter Statistik des Experiments möglich sein, da ein Training von Netzwerken eine gewisse Mindestanzahl von Ereignissen erfordert. Im Moment sollte man davon absehen, Netzwerke einzusetzen, die nur mit Monte-Carlo–Daten trainiert worden sind.

5.6 Analyse der Netztätigkeit

Die Ergebnisse des Trainings und der Tests motivieren dazu, die Arbeitsweise des Netzwerks besser verstehen zu wollen. Es gibt verschiedene Ansätze, die Arbeitsweise eines Netzwerks zu charakterisieren. Eine Möglichkeit wurde bereits in Kapitel 5.2.4 mit Hilfe des Relevanz-Wertes aufgezeigt. In diesem Abschnitt sollen weitere Verfahren dargestellt und verwendet werden, mit denen das Verhalten der Netze analysiert wird.

Durch eine genaue Betrachtung der Gewichte in der verborgenen Schicht kann man erste Informationen über die Wichtigkeit einzelner Eingabegrößen und Knoten in der verborgenen Schicht erhalten. Um eine sinnvolle Bewertung der Gewichte zu ermöglichen, wurde eine integrierte Größe definiert, das sogenannte *gewichtete Gewicht*

$$h_{ij} = \bar{x}_i \cdot w_{ij}, \tag{5.4}$$

wobei $\bar{x}_i$ der Mittelwert der i-ten Eingabegröße ist und w_{ij} das Gewicht zwischen der i-ten Eingabegröße und dem j-ten Knoten in der verborgenen Schicht.

Für das in Tabelle 5.8 beschriebene Netzwerk, das mit realen Daten trainiert wurde, sind die gewichteten Gewichte in Abbildung 5.26 für die Eingabe-Sets 1 und 2 zu sehen. Man sieht auch in diesen Abbildungen noch keinen deutlichen Hinweis auf die Wichtigkeit einzelner Eingabegrößen.

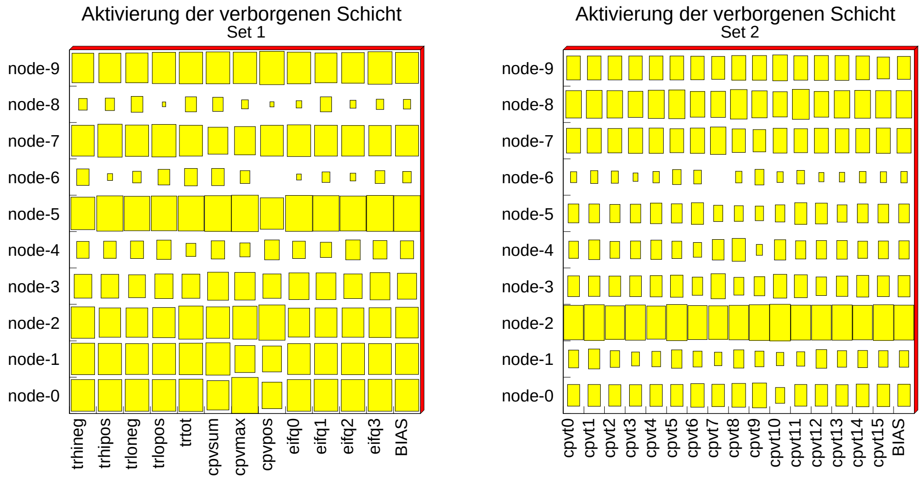

Abbildung 5.26: *Gewichtete Gewichte des Realdaten-Netzwerks für die Eingabe-Sets 1 (links) und 2 (rechts).*

Wenn man nun die Beiträge der versteckten Knoten je Eingabegröße aufsummiert und davon den Schwellenwert (BIAS) abzieht, erhält man ein Maß für jede Eingabegröße, das im folgenden als *Impact erster Ordnung* bezeichnet werden soll [81]

$$I_i^1 = \sum_{j=1}^{l} |h_{ij} - w_{0j}|. \tag{5.5}$$

Der Impact gibt an, welchen Beitrag eine einzelne Größe in der verborgenen Schicht zur Gesamtaktivität hat. Man kann noch einen Schritt weiter gehen und die Verknüpfungen von der verborgenen Schicht zum Ausgabeneuron mit in das Impact-Maß aufnehmen. Man erhält dann die Formel für den *Impact zweiter Ordnung*

$$I_i^2 = \sum_{j=1}^{l} |(h_{ij} - w_{0j}) \cdot \tilde{w}_{j0}| - \tilde{w}_{00} \tag{5.6}$$

Die Gewichte $\tilde{w}_{j0}$ und $\tilde{w}_{00}$ sind die Verbindungen von der verborgenen Schicht zum Ausgabeneuron. In Abbildung 5.27 sind die Werte für den Impact erster und zweiter Ordnung für die Eingabe-Sets 1 und 2 dargestellt.

Bei Set 1 sind die Größen aus dem z-Vertex–Histogramm der Proportionalkammer sowohl im Impact erster wie auch zweiter Ordnung dominierend. Im Impact zweiter

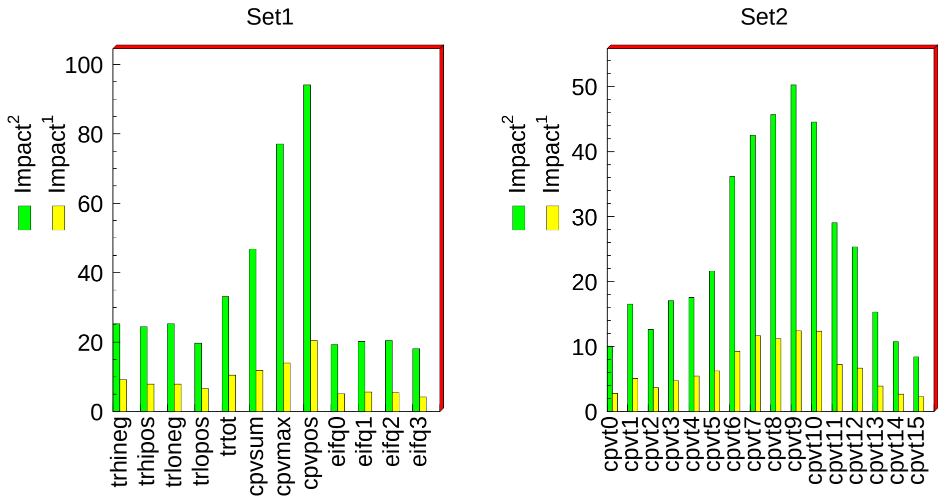

Abbildung 5.27: *Impact erster und zweiter Ordnung für die Eingabe-Sets 1 (links) und 2 (rechts).*

Ordnung wird diese Wichtigkeit nochmals verstärkt. Dieses Ergebnis ist in gutem Einklang mit den Resultaten des Netzwerktests im vorangegangenen Abschnitt. Es erklärt die Auswirkungen auf die Effizienz, die gerade bei den Proportionalkammergrößen am stärksten sind.

Das Set 2 enthält das komplette z-Vertex–Histogramm als Eingabegrößen. Interessanterweise ist der Verlauf der Impacts ähnlich verteilt wie das z-Vertex–Histogramm eines Physikereignisses. Das heißt, daß die Bins in der Mitte stärker gewichtet werden als die Bins in den Außenbereichen. Diese Beobachtung steht auch im Einklang mit den Ergebnissen der Relevanzuntersuchung im Abschnitt 5.2.4 .

Die Impacts des Netzes zum Set 3 (vgl. Abb. reffig:impact2 links) verhalten sich im wesentlichen analog zu denen von Set 1. Wieder geht die Postion des Maximums im z-Vertex–Histogramm (cpvpos) am stärksten in die Entscheidung des Netzwerks mit ein. Beim Netz zum Eingabe-Set 4 zeigt sich ebenfalls die Dominanz von *cpvpos*. Hier tritt jedoch auch die Zahl der Bigtower im Kalorimeter (*bigtnum*) im Impact erster Ordnung am stärksten, im Impact zweiter Ordnung am zweitstärksten in Erscheinung. Daraus kann man schließen, daß die Ausgabeschicht hier eine leicht moderierende Wirkung hat(siehe Abb. reffig:impact2 rechts).

5.7 Resümee

Das Ziel der Untersuchungen in diesem Kapitel war es, einen $D^{*\pm}$–Trigger zu konzipieren, der Ereignisse des Subtriggers 53 effizient filtert. Hierfür wurden $D^{*\pm}$–Ereignisse, L4-Reject–Untergrundereignisse und Monte-Carlo $D^{*\pm}$–Ereignisse selektiert und zu Trainings- und Testdaten zusammengefaßt. Die eindimensionalen und

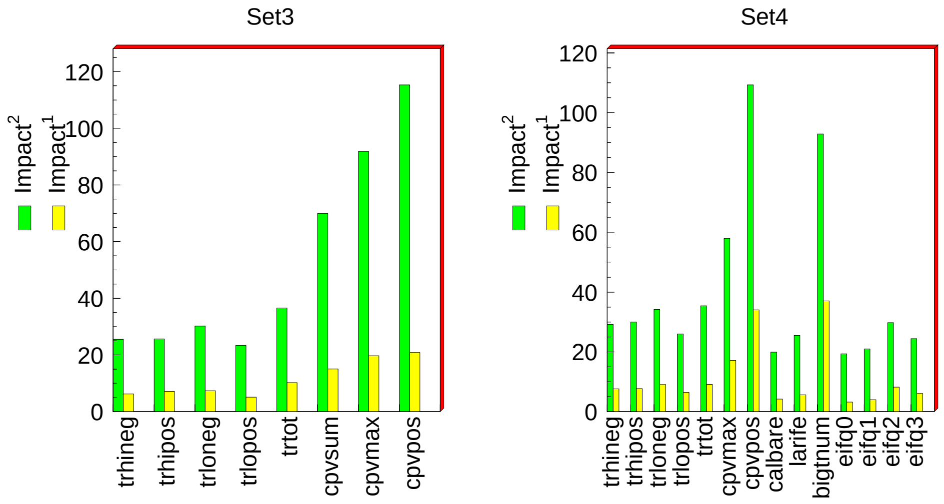

Abbildung 5.28: *Impact erster und zweiter Ordnung für die Eingabe-Sets 3 (links) und 4 (rechts).*

zweidimensionalen Verteilungen der Triggergrößen wurden untersucht und die Möglichkeit einer Trennung von Physik und Untergrund erörtert. Die beste Trennung in einer Dimension gelang in der Größe für die Gesamtzahl an Spuren im Driftkammersystem. Dabei wurden Werte für die Physikeffizienz von 61.2%, 43.6% und 13.4% erreicht bei einer Untergrundreduktion von 80%, 90% und 95%. Mit Hilfe von zweidimensionalen Schnitten gelingen Reduktionsraten von 83.5% mit einer Physikeffizienz von 52.3%.

Es wurden neuronale Netzwerke mit realen Daten und mit Monte-Carlo–Daten trainiert. Die besten Trainings-Ergebnisse sind mit den Triggergrößen des Sets 1 bei 10 Knoten in der verborgenen Schicht erreicht worden. Die Physikeffizienzen lagen bei 81.8%, 68.4% und 54.2% bei Untergrundreduktionen von 80%, 90% und 95%. Mit Monte-Carlo–Ereignissen konnten ähnliche Werte erreicht werden. Diese Zahlen bedeuten, daß bei einer um den Faktor zehn steigenden Luminosität und ebenso steigender Triggerrate ein neuronaler Netzwerktrigger die Rate auf demselben Niveau wie bisher halten kann. Gegenüber einem reinen Skalierungsfaktor zur notwendigen Reduktion der Rate würde man fast die siebenfache Physikausbeute erzielen können.

Kapitel 6

Die Auswertung der $D^{*\pm}$–Ereignisse

Die in Kapitel 4 begonnene Selektion von $D^{*\pm}$Kandidaten wird in diesem Kapitel fortgesetzt mit dem Ziel, den Wirkungsquerschnitt der $D^{*\pm}$-Produktion zu bestimmen. Es werden die Schnitte vorgestellt, die eine hinreichend angereicherte Menge an $D^{*\pm}$–Ereignissen ergeben. Daran schließt sich eine Bestimmung der Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$und D^0 an. Es folgen zwei getrennte Analysen ausgehend von den beiden wichtigsten Level-1-Subtriggern einschließlich der Bestimmung von Effizienzen und systematischen Unsicherheiten. Schließlich wird der Einfluß des Level-2-Triggers auf die Ergebnisse der Analysen untersucht.

6.1 Die Rekonstruktion der $D^{*\pm}$–Mesonen

Im Abschnitt 4.2 wurden die wesentlichen Eigenschaften der $D^{*\pm}$–Mesonen beschrieben. Die Rekonstruktion der Mesonen basiert auf dem sogenannten $D^{*\pm}$–Tagging [82]. Dabei wird der Umstand ausgenutzt, daß beim Zerfall des $D^{*\pm}$in ein D^0 und ein geladenes Pion nur ein sehr kleiner Phasenraum zur Verfügung steht. Eine bessere Identifikation für $D^{*\pm}$–Ereignisse erhält man bei der Betrachtung der Differenz von $D^{*\pm}$- und D^0-Masse. In diese geht dominierend nur die Impulsauflösung des Detektors ein.

Die bereits vorgestellten Schnitte C-1 bis C-5, C-6-a und C-7-a wurden durch zwei weitere Schnitte C-4-a und C-10-a ergänzt (siehe Tabelle 6.1). Der erste Schnitt legt eine höhere Schwelle für den Transversalimpuls des rekonstruierten $D^{*\pm}$–Kandidaten fest. Dies erhöht den Signalanteil relativ zum Untergrund (vgl. Abb. 4.7 auf Seite 61). Der zweite Schnitt beschränkt die Datenmenge auf Ereignisse, die von einem der Subtrigger 53 oder 83 ausgewählt wurden.

Die Auswirkungen der beiden Schnitte auf die Verteilung der Massendifferenz $\Delta M_{D^{*\pm}D^0}$ sind in Abbildung 6.1 zu sehen und können mit Abbildung 4.9 auf Seite 63 verglichen werden. Zur Kontrolle des kombinatorischen Untergrunds und zur Abschätzung

Schnitt	Beschreibung	
C-4-a	Transversalimpuls des $D^{*\pm}$	$p_\perp(D^{*\pm}) \geq 2.5$ GeV/c
C-10-a	Subtriggernummer	53 oder 83

Tabelle 6.1: *Zusätzliche Schnitte, um ein reineres $D^{*\pm}$–Signal zu erhalten.*

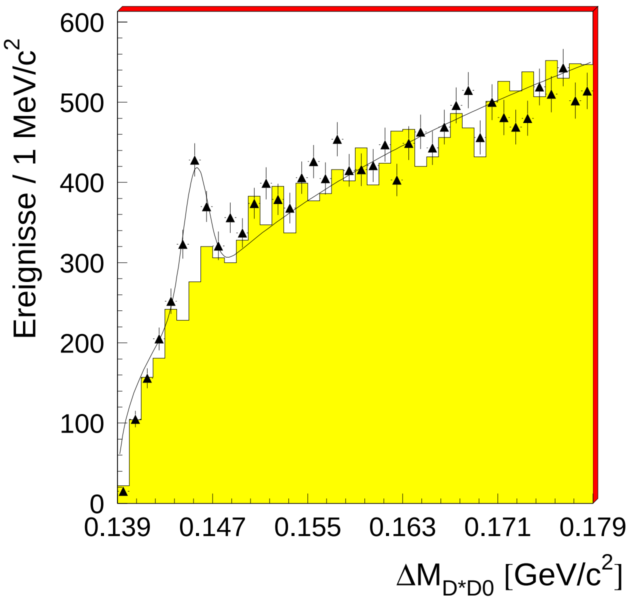

Abbildung 6.1: *Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$und D^0 für Subtrigger 53 und 83. Die Dreiecke stellen Ereignisse mit richtiger Ladungskombination dar, das graue Histogramm sind Ereignisse mit falscher Ladungskombination.*

des Untergrunds aus Prozessen mit leichten Quarks sind die Ereignisse mit falscher Ladungskombination als graues Histogramm dargestellt. Die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination sind als Dreiecke mit den statistischen Fehlern als Balken gezeigt. Es zeigt sich im Vergleich zu 4.9 ein deutliches Signal im Bereich der erwarteten Massendifferenz für Ereignisse mit korrekter Ladungskombination.

Die Anpassungskurve f an die Signalverteilung setzt sich aus einer Wurzelfunktion r und einer Gaußfunktion g zusammen.

$$\begin{aligned} f(\Delta M) &= r(\Delta M) + g(\Delta M) \\ &mit \\ r(\Delta M) &= r_0 \cdot (\Delta M - M_{\pi^+})^{r_1} \end{aligned}$$

$$g(\Delta M) \quad = \quad g_0 \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\Delta M - g_1}{g_2}\right)^2}$$

Die Anpassungsparameter r_0 und r_1 der Wurzelfunktion wurden aus der Verteilung der Ereignisse mit falscher Ladungskombination bestimmt und mit in die Anpassungsfunktion f des Signalbereichs aufgenommen. Die resultierende Anpassung ist in Abbildung 6.1 als durchgezogene Linie sichtbar.

Die Anpassungsparameter g_0, g_1 und g_2 der Gaußfunktion ergeben direkt die physikalisch interessierenden Größen der Anpassungsrechnung. Die mittlere Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$und D^0 wird durch g_1 bestimmt, die Breite der Massendifferenz durch g_2. Man erhält den Mittelwerte $\overline{\Delta M} = 145.58 \pm 0.07$ MeV/c^2 und die Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M}) = 1.04 \pm 0.09$ MeV/c^2. Unter der Gaußkurve um den Mittelwert befinden sich 391 $\pm$ 50 Ereignisse. Die Genauigkeit bezieht sich hierbei auf den statistischen Fehler, der durch Gauß'sche Fehlerfortpflanzung aus der Differenz der Signal- und Untergrundereignisse im Signalbereich berechnet wurde. Die Ergebnisse sind in Tabelle 6.2 dargestellt.

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	145.58 $\pm$ 0.07 MeV/c^2
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	1.04 ± 0.01 MeV/c^2
Zahl der Ereignisse im Peak	391 $\pm$ 50

Tabelle 6.2: *Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die selektierten Ereignisse.*

In den beiden folgenden Abschnitten werden die Daten aufgetrennt in Ereignisse, die mit dem Spurkammersystem (Subtrigger 53) bzw. dem Elektron–Tagger (Subtrigger 83) getriggert wurden. Dies ist nötig, um die verschiedenen Effizienzen der jeweils hauptsächlich beteiligten Subdetektoren korrekt zu berücksichtigen. Desweiteren ist diese Trennung sinnvoll, um verschiedene kinematische Bereiche der $D^{*\pm}$–Produktion voneinander abzugrenzen und zu untersuchen.

6.1.1 Die Analyse der Ereignisse aus Subtrigger 53

Der Subtrigger 53 wurde bereits im Abschnitt 4.3.2 kurz vorgestellt. In den Tabellen 4.4 und 4.5 auf Seite 65 sind die Bedingungen für den Subtrigger 53 zusammengefaßt. Dieser Trigger ist in 59% der selektierten Ereignisse aktiv. Dieser hohen Akzeptanz steht eine sehr hohe Triggerrate gegenüber, die danach verlangt, weitere selektive Schnitte auf höheren Triggerstufen durchzuführen. Der Subtrigger verlangt nach einem signifikanten Peak im z-Vertex–Histogramm der Vieldrahtproportionalkammern, drei Spurkandidaten im Zentralbereich der Driftkammern und einer Spur im Winkelbereich von $110^o < \Theta < 155^o$ der Proportionalkammern. Desweiteren muß das Ereignis innerhalb des Zeitfensters für ep-Kollisionen liegen. Dies wird im Flugzeitmeßsystem im Winkelbereich zwischen $160^o < \Theta < 177^o$ registriert.

Die Ereignisse wurden noch weiteren physikalischen Schnitten unterworfen. Neben den im vorigen Kapitel hinzugefügten Bedingungen wurde der kinematische Bereich auf Werte von $0.1 < y < 0.8$ und $Q^2 < 4$ GeV^2/c^2 eingeschränkt. Für diese Analyse wurde y über die Jacquet-Blondel–Methode [21] berechnet. Mit dem maximalen Wert von $y < 0.8$ erreicht man eine Reduktion des Beitrages von tiefinelastischen Reaktionen auf weniger als 1% [83]. Der Schnitt in Q^2 dient ebenfalls der Vermeidung von Ereignissen aus tiefinelastischen Kollisionen und wurde dadurch erreicht, daß man Ereignisse mit Elektronkandidaten verwarf, die eine höhere Energie als 10 GeV im Hauptdetektor aufwiesen. Die Schnitte sind in Tabelle 6.3 zusammengefaßt.

Schnitt	Beschreibung	
C-10-b	Subtriggernummer	53
C-11	y	$0.1 < y < 0.8$
C-12	Impulsübertrag	$Q^2 < 4$ GeV^2/c^2

Tabelle 6.3: *Schnitte für Subtrigger-53–Ereignisse.*

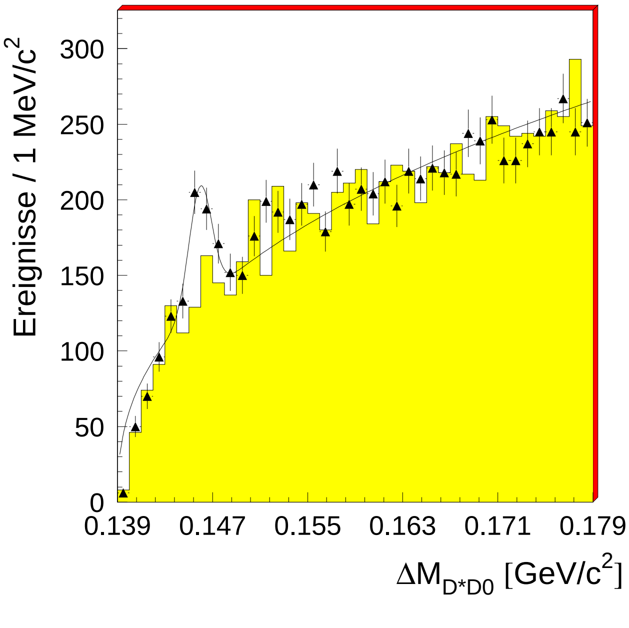

Abbildung 6.2: *Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$und D^0 für Subtrigger 53.*

Die Massendifferenzverteilung der Ereignisse nach Anwendung aller Schnitte ist in

Abbildung 6.2 wiedergegeben. Wie im vorangegangenen Abschnitt sind auch hier die Ereignisse mit falscher Ladungskombination als grauschattiertes Histogramm unterlegt. Die Ereignisse aus dem Signalbereich sind als Dreiecke mit statistischen Fehlerbalken eingezeichnet. Die Anpassungskurve f an die Signalereignisse ist als durchgezogene Linie abgebildet. Die Ergebnisse der Anpassungsrechnung sind in Tabelle 6.4 enthalten.

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	145.97 $\pm$ 0.02 MeV/c^2
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	0.95 ± 0.02 MeV/c^2
Zahl der Ereignisse im Peak	194 $\pm$ 35

Tabelle 6.4: *Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die Subtrigger 53 Ereignisse.*

Auch nach Einschränkung auf Ereignisse des Subtriggers 53 und nach den kinematischen Schnitten ist das Signal bei der nominellen Massendifferenz deutlich zu erkennen. Die Anzahl der Ereignisse im Signalbereich liegt bei 194 $\pm$ 35.

6.1.2 Die Analyse der Ereignisse aus Subtrigger 83

Der Subtrigger 83 wurde ebenfalls im Abschnitt 4.3.2 zum erstenmal beschrieben. Dieser Trigger verlangt nach einem Elektronkandidaten von mehr als 4 GeV Energie im Elektron–Tagger des Luminositätsmeßsystems. Damit diese Elektronen aus der Photoproduktion und nicht aus dem Bethe-Heitler–Prozeß (vgl. Abschnitt 2.2.1 auf Seite 23) stammen, wird als Veto gefordert, daß im Photondetektor keine Energien oberhalb von 2 GeV nachgewiesen werden. Zusätzlich wird eine Spur im zentralen Proportionalkammertrigger und im zentralen Driftkammertrigger gefordert.

Neben den Schnitten aus Kapitel 6.1 kommen noch zwei kinematische Bedingungen hinzu. Der Bereich für den relativen Photonenergieübertrag und damit die Bjorkensche y-Variable ist auf den Bereich 0.28 $< y <$0.65 eingeschränkt und der Viererimpulsübertrag auf $Q^2 < 10^{-2}$GeV^2/c^2. Dies ist der Bereich in dem die geometrische Akzeptanz des Elektron–Taggers größer als 20% ist. Der Durchschnittswert liegt dabei etwa bei 60%. Die Schnitte sind in Tabelle 6.5 nochmals zusammengefaßt.

Die Massendifferenzverteilung der Ereignisse mit Subtrigger 83 ist in Abbildung 6.3 zu sehen. Wiederum sind die Ereignisse mit falscher Ladungskombination als graues Histogramm unterlegt. Die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination sind als Dreiecke mit ihren statistischen Fehlern eingezeichnet. Die Anpassungskurve ist als durchgezogene Linie eingetragen. Man erkennt, daß die Schnitte weniger Ereignisse selektiert haben als zuvor bei Subtrigger 53. Dies liegt daran, daß der kinematische Bereich stärker eingeschränkt ist.

Schnitt	Beschreibung	
C-10-c	Subtriggernummer	83
C-11-a	y	$0.28 < y < 0.65$
C-12-a	Impulsübertrag	$Q^2 < 10^{-2}$ GeV^2

Tabelle 6.5: *Schnitte für Subtrigger-83–Ereignisse.*

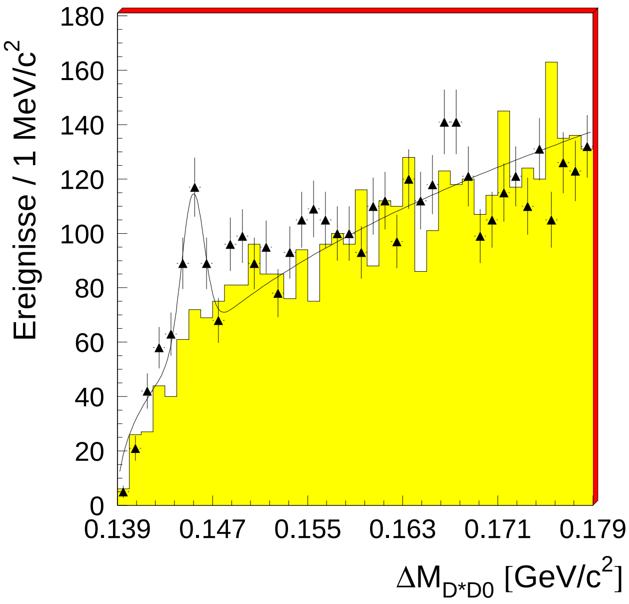

Abbildung 6.3: *Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für Subtrigger 83.*

Die Ergebnisse der Anpassungsrechnungen sind in Tabelle 6.6 zu finden. Unter der Gaußkurve befinden sich 137 $\pm$ 25 Ereignisse.

6.2 Die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts

Die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts soll in mehreren Schritten durchgeführt werden. Zuerst wird auf den sichtbaren ep–Wirkungsquerschnitt eingegangen, der aus der Zahl der gemessenen $D^{*\pm}$–Ereignisse abgeleitet wird. Daran schließt sich eine Betrachtung der systematischen Unsicherheiten an. In einem zweiten Schritt wird der sichtbare Wirkungsquerschnitt mit Hilfe von Monte Carlo Simulationen auf den kompletten Phasenraum extrapoliert und damit der totale ep–Wirkungsquerschnitt bestimmt. In einem letzten Schritt kann dann der γp–Wirkungsquerschnitt mit Hilfe

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	145.34 $\pm$ 0.02 MeV/c^2
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	0.94 ± 0.02 MeV/c^2
Zahl der Ereignisse im Peak	137 $\pm$ 25

Tabelle 6.6: *Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die Subtrigger 83 Ereignisse.*

der Weizsäcker–Williams–Approximation berechnet werden.

6.2.1 Der sichtbare Wirkungsquerschnitt

In die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts fließen die Zahl N der beobachteten Ereignisse, die integrierte Luminosität L, das Verzweigungsverhältnis Br und die totale Nachweiseffizienz ϵ ein. Der sichtbare Wirkungsquerschnitt für die Produktion von D$^{*\pm}$–Ereignissen wird durch folgende Formel berechnet

$$\sigma_{vis}(ep \to D^{*\pm}X) = \frac{N}{L \cdot Br \cdot \epsilon}. \tag{6.1}$$

Das Verzweigungsverhältnis Br setzt sich zusammen aus dem Verzweigungsverhältnis des D$^{*\pm}$in D^0 und Pion und dem Verzweigungsverhältnis des D^0 in Kaon und Pion

$$\begin{aligned} Br &= Br(D^{*\pm} \to D^0\pi^{\pm}) \cdot Br(D^0 \to K\pi). \\ &= 0.0273 \pm 0.0011 \end{aligned}$$

Alle Angaben zum sichtbaren Wirkungsquerschnitt beziehen sich auf die in der jeweiligen Datenselektion gewählten kinematischen Bereiche. Die selektierten Daten entsprechen einer integrierten Luminosität von (2.77 $\pm$ 0.04) pb^{-1} [84].

Die Bestimmung der Nachweiseffizienz wurde separat für jede der Subtriggerklassen durchgeführt. Die totale Effizienz läßt sich zusammensetzen aus der Triggereffizienz und der Rekonstruktionseffizienz. Die Triggereffizienzen wurden aus unabhängigen Triggern und aus Monte-Carlo–Simulationen bestimmt. Dabei gingen die Ereignisse aus der direkten Photoproduktion und des Resolved-Photon Prozesses im Verhältnis von 79:21 für den gesamten Phasenraum und im Verhältnis von 93:7 für den sichtbaren kinematischen Bereich in die Rechnungen ein. Diese Verhältnisse stammen aus QCD–Berechnungen. Für den Subtrigger 53 wurde eine Triggereffizienz von (24$\pm$2)% bestimmt, für den Subtrigger 83 eine Triggereffizienz von (48$\pm$4)% [83].

Die Rekonstruktionseffizienz für die Subtrigger-53–Ereignisse liegt bei (56 $\pm$ 2)%, für die Subtrigger-83–Ereignisse bei (65 $\pm$ 2)%. Damit ergeben sich für die beiden Subtriggerklassen totale Nachweiseffizienzen von $\epsilon_{tot}^{53} = 0.14 \pm 0.02$ und $\epsilon_{tot}^{83} = 0.31 \pm 0.02$ [83].

Die Anzahl der Ereignisse aus der Subtrigger-53–Selektion beträgt 194 $\pm$ 35. Damit ergibt sich für den kinematischen Bereich dieser Selektion ein sichtbarer Wirkungsquerschnitt von

$$\sigma_{vis}^{53}(ep \rightarrow D^{*\pm}X) = (18.3 \pm 3.3\,^{+3.8}_{-3.5})\ \text{nb}. \tag{6.2}$$

Der erste Fehler gibt den statistischen Fehler wieder, der asymmetrische zweite Fehler stammt von den systematischen Unsicherheiten, die weiter unten aufgeschlüsselt werden. Die Subtrigger-83–Selektion ergibt eine Zahl von 137 $\pm$ 25 Ereignissen. Der sichtbare Wirkungsquerschnitt errechnet sich damit zu

$$\sigma_{vis}^{83}(ep \rightarrow D^{*\pm}X) = (5.8 \pm 1.0\,^{+0.9}_{-0.7})\ \text{nb}, \tag{6.3}$$

wobei zu beachten ist, daß dieses Ergebnis einen anderen kinematischen Bereich abdeckt und sich deswegen vom vorherigen Wirkungsquerschnitt unterscheiden kann.

Systematische Unsicherheiten

Die Ergebnisse sind mit einer Reihe von experimentellen systematischen Unsicherheiten behaftet, die oben als zweite Fehler angegeben wurden. Die Beiträge der einzelnen Analysebereiche sind in Tabelle 6.7 zusammengefaßt.

Analysebereich	**Subtrigger 53**	**Subtrigger 83**
Triggereffizienz	15%	7%
Rekonstruktionseffizienz [85]	$^{+11}_{-6}$%	
Signalabtrennung vom Untergrund	6%	
Luminosität	1.5%	
Verzweigungverhältnisse von $D^{*\pm}$, D^0	4%	
Fragmentierungsanteil $c \longrightarrow D^{*\pm}$	7%	
Totale systematische Unsicherheit	$^{+21}_{-19}$ %	$^{+16}_{-13}$ %

Tabelle 6.7: *Systematische Unsicherheiten bei der Wirkungsquerschnittbestimmung.*

Der große systematische Fehler bei der Bestimmung der Effizienz von Subtrigger 53 ist auf die Unsicherheit bei der Bestimmung der Triggerelementeffizienzen von Bwd_BR und TOF_IA (vgl. Tab. 4.5 auf Seite 65) zurückzuführen, da diese aus Daten geringer Statistik gewonnen wurde und keine verläßliche Monte-Carlo Simulation zur Verfügung stand.

Der systematische Fehler der Rekonstruktionseffizienz hängt mit dem verwendeten Spurrekonstruktionsverfahren zusammen. Die Spurrekonstruktionseffizienz wurde aus den Daten bestimmt, indem bei Ereignissen von kosmischen Myonen mit hohem Transversalimpuls der Transversalimpuls des einlaufenden Spursegments mit dem des auslaufenden Spursegments verglichen wurde. Die Abhängigkeit der Rekonstruktionseffizienz vom Transversalimpuls wurde durch eine Methode bestimmt, die auf den Zerfallseigenschaften des pseudoskalaren K_s^0 basiert [85]. Das Verfahren weist eine Genauigkeit von $\pm 2\%$ im Transversalimpuls und eine Unsicherheit von $^{+0}_{-3}$ für die Zuordnung einer Spur zum primären Vertex auf. Die Genauigkeit dieses Verfahrens wird als systematischer Fehler verwendet, was bei drei Spuren zu den in der Tabelle angegebenen Fehlern führt.

Der systematische Fehler bei der Signalabtrennung stammt aus einer Abschätzung des Verfahrens. Die Unsicherheiten für die Verzweigungsverhältnisse und den Fragmentierungsanteil sind der Literatur entnommen [31, 86]. Die quadratische Aufsummierung der einzelnen systematischen Fehler führt zu dem in der Tabelle angegebenen totalen systematischen Fehler von $^{+21}_{-19}\%$ für die Subtrigger-53–Selektion und $^{+16}_{-13}\%$ für die Subtrigger-83–Selektion.

6.2.2 Der totale Wirkungsquerschnitt

Um zum totalen ep–Wirkungsquerschnitt zu gelangen, muß der beim sichtbaren Wirkungsquerschnitt in η und $p_\perp$ eingeschränkte Phasenraum auf den vollen Phasenraum extrapoliert werden. Dies wird mit Hilfe von Monte-Carlo–Simulationen bewerkstelligt.

Die Akzeptanz beschreibt das Verhältnis von Ereignissen in einem gegebenen η– und $p_\perp$–Bereich zur Zahl der Ereignisse im gesamten η– und $p_\perp$–Bereich. Sowohl die Akzeptanz für die direkte Photoproduktion und die Resolved-Photon Reaktion als auch deren Mischungsverhältnis hängen sehr sensitiv von der Wahl der Partondichten ab.

Proton-Partondichte	Photon Partondichte	Akzeptanz A
MRSA'	—	10.4%
GRV LO	GRV LO	2.1%
GRV LO	LAC1	0.7%

Tabelle 6.8: *Akzeptanzen in Abhängigkeit von verschiedenen Partondichteverteilungen.*

In Tabelle 6.8 sind die Akzeptanzen für die drei verschiedenen Partondichteparametrisierungen MRSA' [87], GRV LO [88] und LAC1 [89] angegeben. Man sieht, daß die Akzeptanzen sich um Faktoren unterscheiden. Für die Bestimmung des totalen Wirkungsquerschnitts wurde die Parametrisierung GRV LO sowohl für die Proton– als auch die Photon–Partondichten verwendet, da sie in guter Übereinstimmung mit gemessenen Partondichten steht. Man muß jedoch die großen Abweichungen zu anderen Partondichteparametrisierungen bei den weiteren Berechnungen bedenken.

Möchte man den totalen ep–Wirkungsquerschnitt nicht nur für die Produktion des D*±, sondern für die Erzeugung von Charm–Ereignissen, benötigt man noch einen Korrekturfaktor, der die Hadronisierung des Charm–Quarks in D*±berücksichtigt. Dieser Fragmentierungsanteil beträgt $B_{c \to \mathrm{D}^{*\pm}} = 0.260 \pm 0.021$ [86]. Mit folgender Formel läßt sich der totale ep–Wirkungsquerschnitt in Charm–Quarks aus dem sichtbaren Wirkungsquerschnitt σ_{vis}, dem Fragmentierungsanteil B und der Akzeptanz A berechnen

$$\sigma_{tot}(ep \to c\bar{c}X) = \frac{\sigma_{vis}(ep \to D^{*\pm}X)}{A \cdot B_{c \to \mathrm{D}^{*\pm}}}. \tag{6.4}$$

Der damit erhaltene Wirkungsquerschnitt trägt noch die Limitierungen der kinematischen Selektion, d.h. die Schnitte in y und Q^2 sind noch immer gültig. Die Schnitte in y lassen sich umrechnen in eine Schwerpunktsenergie $W_{\gamma p}$ des Photon-Proton Systems über die Beziehung $W_{\gamma p}^2 = y \cdot s$. Man erhält damit für die beiden Subtriggerselektionen folgende Ergebnisse

$$\begin{aligned}
\sigma_{tot}^{53}(ep \to c\bar{c}X) &= (3351 \pm 604\,^{+695}_{-641})\ \mathrm{nb} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 180\mathrm{GeV} \\
\sigma_{tot}^{83}(ep \to c\bar{c}X) &= (1062 \pm 195\,^{+164}_{-128})\ \mathrm{nb} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 200\mathrm{GeV}.
\end{aligned}$$

Der erste Fehler ist wiederum statistischer Natur, der zweite Fehler beschreibt die systematischen Unsicherheiten (vgl. Tabelle 6.7). Der letzte Schritt besteht nun in einer Berechnung des totalen γp–Wirkungsquerschnitts $\sigma(\gamma p \to c\bar{c}X)$. Dafür kann die Formel 1.23 von Seite 12 umgeschrieben werden in

$$\sigma(ep \to c\bar{c}X) = \int dy\, G_{\gamma/e}(y) \cdot \sigma(\gamma p \to c\bar{c}X). \tag{6.5}$$

Man erhält den gesuchten Wirkungsquerschnitt durch Inversion dieser Gleichung, nachdem man den Photonflußfaktor $\int dy\, G_{\gamma/e}(y)$ bestimmt hat. Die Flußfaktoren wurden über Monte-Carlo–Rechnungen erhalten und belaufen sich auf 0.0141 für die Subtrigger-83–Selektion und 0.0641 für die Subtrigger-53–Selektion. Damit erhält man die γp–Wirkungsquerschnitte zu

$$\begin{aligned}
\sigma^{53}(\gamma p \to c\bar{c}X) &= (52.3 \pm 9.4\,^{+10.8}_{-10.0})\ \mu\mathrm{b} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 180\mathrm{GeV} \\
\sigma^{83}(\gamma p \to c\bar{c}X) &= (75.3 \pm 13.8\,^{+11.6}_{-9.1})\ \mu\mathrm{b} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 200\mathrm{GeV}.
\end{aligned}$$

In Abbildung 6.4 sind die Ergebnisse im Kontext anderer Arbeiten [90–95] dargestellt. Man sieht die neue kinematische Region, die bei HERA für diese Messung zugänglich geworden ist. Die Werte der anderen Experimente stammen im wesentlichen von Fixed-Target–Experimenten. Der γp–Wirkungsquerschnitt steigt mit wachsendem $W_{\gamma p}$ an. Dieses Verhalten ist auch in dieser neuen Messung am H1-Experiment zu beobachten.

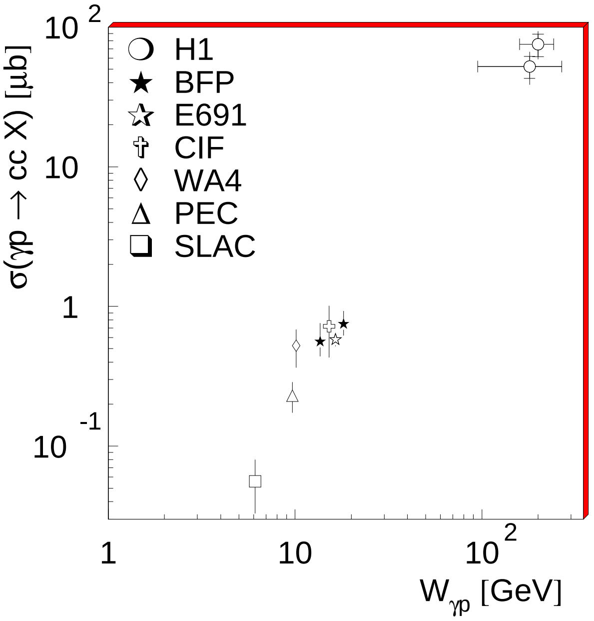

Abbildung 6.4: *Der γp–Wirkungsquerschnitt in Abhängigkeit von $W_{\gamma p}$. Die anderen Daten stammen von Fixed-Target–Experimenten. Die Daten dieser Arbeit (H1) sind mit Kreisen markiert. Die Fehler mit Balken beschreiben den statistischen Fehler. Die äußeren Fehlerbalken beinhalten auch die quadratisch summierte systematische Unsicherheit.*

6.3 Die Netzwerkergebnisse

6.3.1 Der Einfluß auf die Netzwerkentscheidung

Nachdem im Abschnitt 6.1 die endgültigen Selektionsschnitte festgelegt worden sind, soll nun eine Analyse der Netzwerkentscheidung im Hinblick auf die physikalischen Eigenschaften der Ereignisse folgen. Es stellt sich z.B. die Frage, ob das Netzwerk bestimmte kinematische Eigenheiten von Ereignissen erkennt. Dies sollte dadurch sichtbar werden, daß eine Korrelation zwischen dem Netzausgabewert und den kinematischen Größen besteht. Damit hängt aber auch zusammen, ob die Effizienz des Level-2-Triggers homogen ist oder ob man sich eine Beeinflussung der Analyseergebnisse einhandelt, wenn man Level-2 getriggerte Ereignisse verwendet.

Im folgenden wird für die Tests dasselbe Netzwerk verwendet, das bereits im Abschnitt 5.5 eingesetzt wurde. Es handelt sich um das mit dem Input Set 1 trainierte Realdatennetz mit 10 Knoten in der verborgenen Schicht (siehe auch Tab. 5.8 auf Seite 87).

Als Daten dienen die Ereignisse aus der Subtrigger-53– bzw. Subtrigger-83–Selektion. Sowohl die Ereignisse mit richtiger als auch mit falscher Ladungskombination wurden verwendet, um zu sehen, ob das Netzwerk zwischen ihnen unterscheiden kann. Dabei wird ein Ereignis als 'mit richtiger Ladungskombination' definiert, wenn mindestens eines seiner Spurtripletts die Schnittkriterien erfüllt. In Abbildung 6.5 ist der Quotient der Ausgabeverteilungen von Ereignissen richtiger und falscher Ladungskombination für den Subtrigger 53 dargestellt. Er ist innerhalb des statistischen Fehlers mit dem Wert '1' relativ gut verträglich.

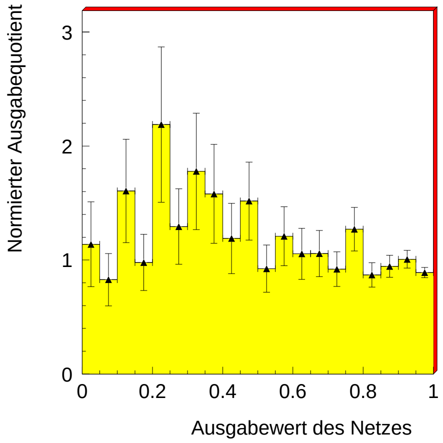

Abbildung 6.5: *Quotient der Ausgabeverteilung von Daten mit richtiger und falscher Ladungsverteilung aus der Subtrigger-53-Selektion.*

Obwohl das hier zum Testen verwendete Netz ausschließlich mit Physikereignissen trainiert wurde, die einen aktiven Subtrigger 53 hatten, ist die Ausgabeverteilung des Netzwerkes für Ereignisse aus der Subtrigger-83–Datenselektion ähnlich geformt (siehe Abb. 6.6 links). Wenn man den Quotienten der normierten Ausgabeverteilungen von Daten des Subtrigger 53 und des Subtrigger 83 mit richtiger Ladungskombination bildet, erhält man das rechte Bild in Abb. 6.6. Man sieht eine stärkere Diskrepanz bei Ausgabewerten unterhalb von 0.2 und zwischen 0.5 und 0.75.

Aus diesen Beobachtungen läßt sich schließen, daß das Netzwerk nur auf grundlegende Triggereigenschaften der Ereignisse aus der Schwer-Quark-Selektion trainiert ist und nicht zwischen Ereignissen mit richtiger oder falscher Ladungskombination unterscheidet. Im weiteren werden deshalb nur noch die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination gezeigt.

Abbildung 6.7 geht auf die zu Beginn gestellte Frage ein, ob die Netzwerkentscheidung sensitiv auf bestimmte physikalische Observablen von Ereignissen ist. Die Massendifferenzverteilungen aus den Abbildungen 6.2 und 6.3 wurden in einer zweidimensionalen normierten Korrelation mit dem Netzausgabewert dargestellt. Zur

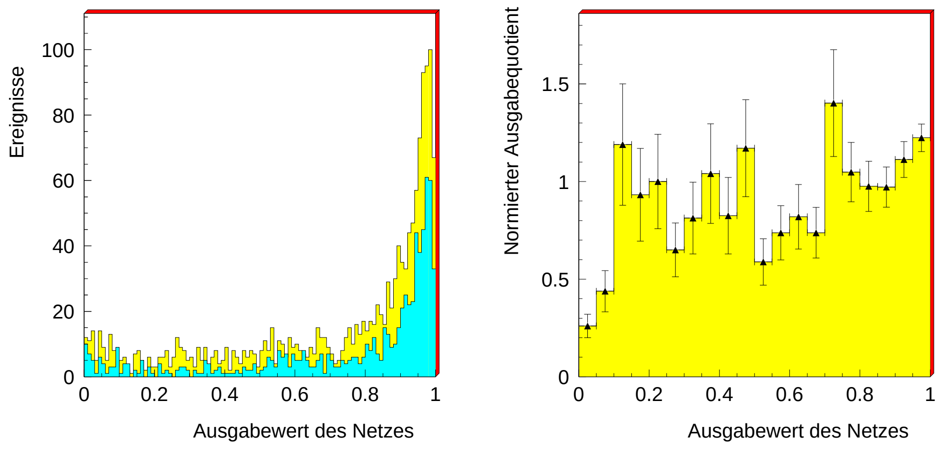

Abbildung 6.6: *Ausgabeverteilung der Daten mit richtiger und falscher Ladungsverteilung des Subtrigger 83 (linkes Bild) und Quotient der Ausgabeverteilungen von Daten aus der Subtrigger-83- und Subtrigger-53-Selektion mit richtiger Ladungskombination (rechtes Bild).*

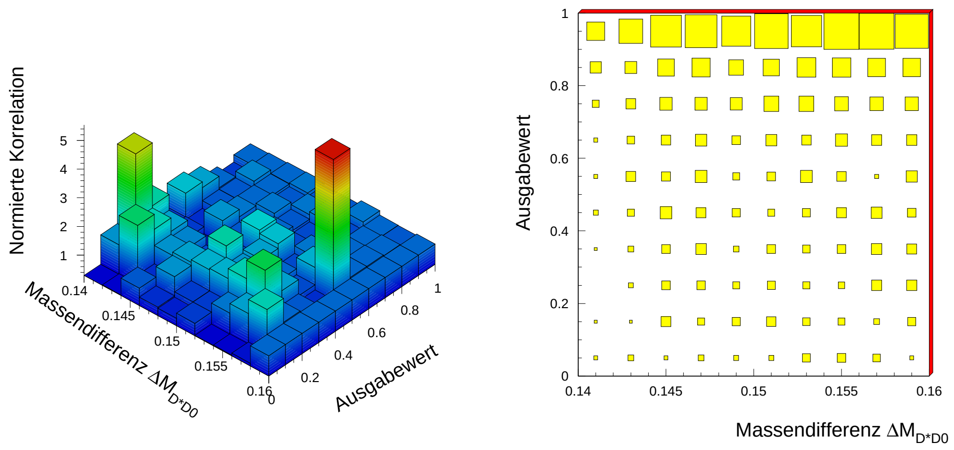

Abbildung 6.7: *Normierte Korrelation des Ausgabewerts mit der Massendifferenz $\Delta M_{D^* D^0}$ für Daten aus Subtrigger 53 (links) und die Gesamtzahl der Ereignisse (rechts).*

Normierung gelangt man indem man bestimmte Intervalle in der Observablen selektiert und die Projektion eines Intervalls als Referenz wählt. In diesem Fall war dies das Intervall 0.156 GeV/c^2 $<$ ΔM$_{D^* D^0}$ $<$0.16 GeV/c^2. Dieses Referenzintervall zeigt sich im Schaubild als Bereich mit einer konstanten normierten Korrelation von '1'.

Im linken Bild von Abb. 6.7 sieht man eine relativ flache Korrelationsebene mit nur wenigen Bereichen stärkerer Abweichungen. Diese Bereiche mit großer Diskrepanz sind mit einem großen statistischen Fehler behaftet, der in dieser Ansicht nicht integriert werden konnte. Deshalb ist auf der rechten Seite die Gesamtverteilung dargestellt. Man erkennt deutlich die Verbindung zwischen niedriger Statistik und hoher Korrelationsdifferenz. Damit läßt sich feststellen, daß es keinen Hinweis darauf gibt, daß bestimmte Massenbereiche bevorzugt werden.

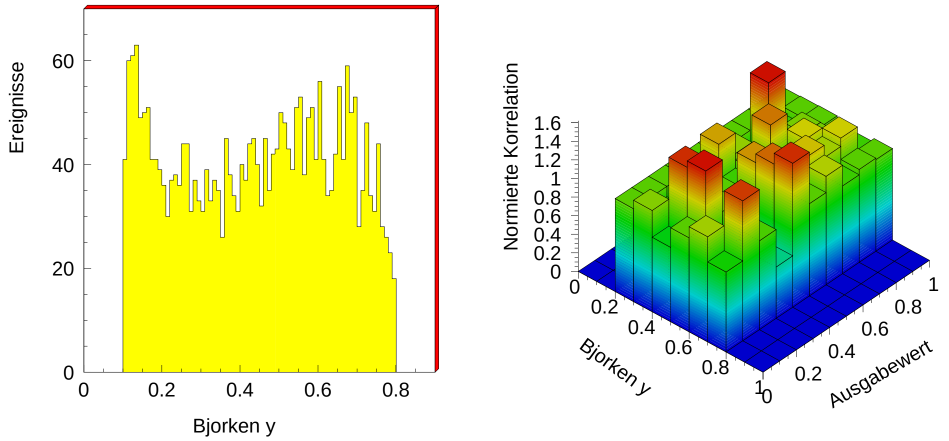

Abbildung 6.8: *y-Verteilung (links) und Korrelation mit dem Ausgabewert des Netzes (rechts) für Daten aus Subtrigger 53.*

In Abbildung 6.8 ist links die Verteilung der Bjorkenschen y-Variablen gezeigt. Den Schnitten der Datenselektion entsprechend haben alle Ereignisse nur Werte zwischen 0.1 und 0.8. Eine normierte Korrelation mit dem Netzausgabewert ist auf der rechten Seite dargestellt. Hier wurde als Referenzintervall der y–Bereich 0.2$<$ y $<$0.3 zur Normierung herangezogen. Wiederum ist die Verteilung relativ flach. Größere Abweichungen sind nur in Bereichen niedriger Statistik und damit hoher statistischer Unsicherheit festzustellen. Es zeigen sich keine Hinweise auf Bereiche, die vom Netz besonders bevorzugt werden.

Im letzten Beispiel ist in Abbildung 6.9 auf der linken Seite die Transversalimpulsverteilung der D$^{*\pm}$–Ereignisse und auf der rechten Seite die normierte Korrelation dieser Größe mit dem Netzausgabewert gezeigt. Als Referenzintervall zur Normierung diente in diesem Fall der Transversalimpulsbereich 2.5 GeV/c$<$ $p_\perp$ $<$2.9 GeV/c.

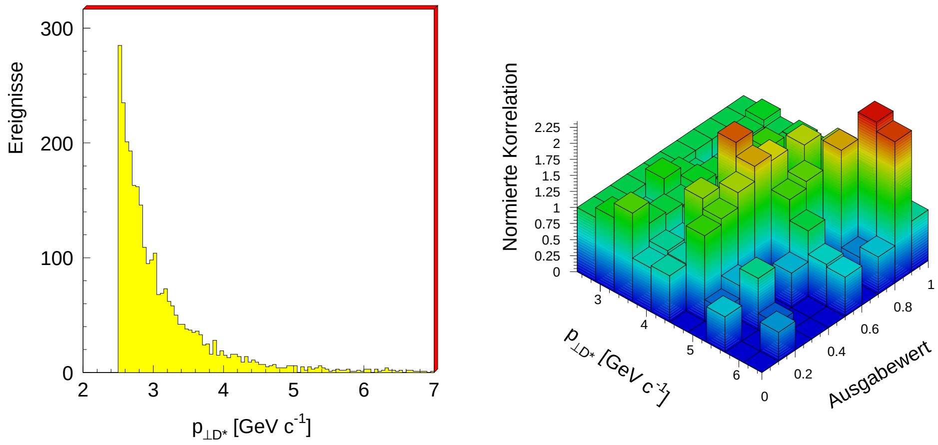

Abbildung 6.9: *Transversalimpulsverteilung des $D^{*\pm}$ (links) und Korrelation mit dem Ausgabewert des Netzes (rechts) für Daten aus Subtrigger 53.*

Auch in diesem Fall ist keine signifikante Korrelation mit bestimmten Bereichen des Impulsspektrums festzustellen. Nur in Bereichen niedriger Statistik sind Abweichungen vom Wert '1' festzustellen.

Es bleibt festzuhalten, daß in den hier betrachteten Größen und kinematischen Variablen keine Hinweise auf eine Sensibilität der Netzwerkentscheidung gefunden werden konnten. Dies hat zur Konsequenz, daß alle Betrachtungen zur Triggereffizienz des hier vorgestellten Netzwerks keine Einflüsse von anderen Parametern berücksichtigen müssen. Dies erleichtert die Berechnung von Effizienzen und die Einschätzung eines Netzwerks für seinen späteren Einsatz.

6.3.2 Der Gewinn durch den Level-2 Trigger

Abschließend soll nun eine Untersuchung durchgeführt werden, welchen Einfluß der Einsatz eines neuronalen Level-2 Triggers auf die Selektionseffizienz hat. Die Strategie besteht darin, einen bestimmten Level-1 Subtrigger auszuwählen, der eine hohe Effizienz für die gewünschten Ereignisse aufweist. Dieser Subtrigger wird in den meisten Fällen durch einen hohen Untergrundanteil auch eine sehr hohe Rate erzeugen.

In dieser Arbeit ist der Subtrigger 53 ausgewählt worden, da er alle obigen Kriterien bei der Selektion von $D^{*\pm}$–Ereignissen erfüllt. Der Subtrigger 83 weist ebenfalls diese Eigenschaften auf. Ziel ist es aber, den Einfluß auf *die* Ereignisse zu untersuchen, die *nur* mit dem Subtrigger 53 selektiert worden sind. Um eine Koinzidenz mit dem Subtrigger 83 auszuschließen, wurde die Datenselektion auf Ereignisse eingeschränkt, bei denen der Subtrigger 53 aktiv, der Subtrigger 83 hingegen inaktiv ist.

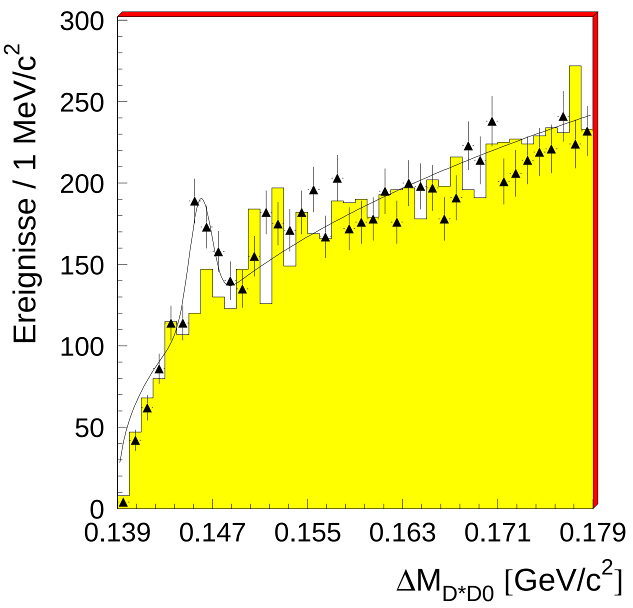

Abbildung 6.10: *Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$und D^0 für exklusive Subtrigger-53–Ereignisse.*

Die Verteilung der Massendifferenz ist in Abbildung 6.10 zu sehen. Man erkennt einen etwas niedrigeren Peak im Vergleich zur Abbildung 6.2. Ansonsten aber ist die Verteilung äquivalent.

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	145.99 $\pm$ 0.02 MeV/c^2
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	0.93 ± 0.02 MeV/c^2
Zahl der Ereignisse im Peak	177 $\pm$ 32

Tabelle 6.9: *Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die exklusiven Subtrigger-53–Ereignisse.*

Die Parameter der Anpassungsrechnung sind in Tabelle 6.9 zusammengefaßt. Die Werte der Anpassungsrechnung sind vergleichbar mit den nicht-exklusiven Ereignissen. Die Anzahl der Ereignisse im Peak hat sich um 17 reduziert.

Auch im Fall der exklusiven Subtrigger-53–Ereignisse wurde der Einfluß von kinematischen Eigenschaften auf die Netzwerkentscheidungen untersucht. Wie im vorangegangenen Abschnitt konnten keine signifikanten Korrelationen festgestellt werden.

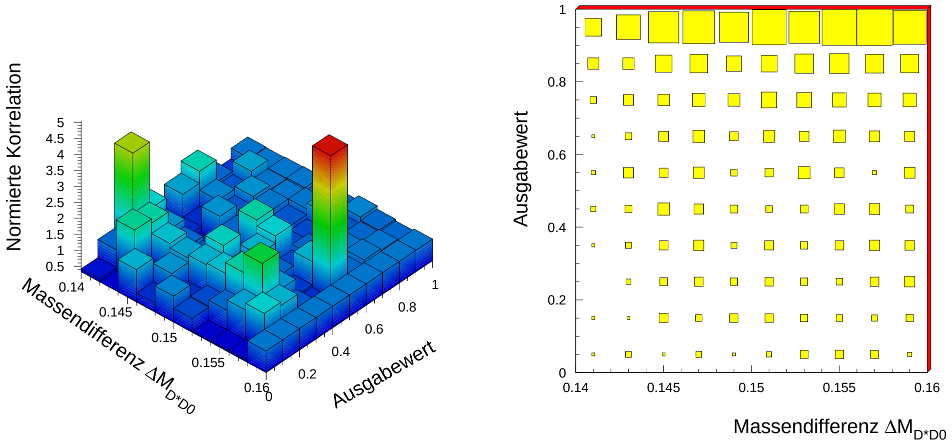

Abbildung 6.11: *Korrelation der Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für den exklusiven Subtrigger 53 mit dem Ausgabewert des Netzwerks. Links ist die normierte Darstellung abgebildet, rechts die unnormierte.*

Exemplarisch ist in Abbildung 6.11 die normierte Korrelation zwischen Ausgabewert des Netzes und Massendifferenz aufgetragen. Die Verteilung ist über den gesamten Bereich gleichmäßig und weicht nur in Bereichen geringer Statistik vom Wert '1' ab.

6.4 Diskussion der Ergebnisse

Im ersten Abschnitt dieses Kapitels wurden neue Schnitte eingeführt, die das $D^{*\pm}$–Signal im Massendifferenzbild klar herausarbeiteten (vgl. Abb. 6.1 auf Seite 98 mit Abb. 4.9 auf Seite 63). Eine Bestimmung der Massendifferenz durch eine Anpassungsrechnung liefert ein Ergebnis von (145.58 $\pm$ 0.07) MeV$/c^2$. Dies ist im Rahmen der Fehler mit dem in der Literatur bekannten Wert in Übereinstimmung und bestätigt die Anwendbarkeit des Massendifferenz-Verfahrens im H1–Experiment.

Der zweite Abschnitt konzentrierte sich auf zwei separate Selektionen, die im Zentrum eines jeweils anderen Subtrigger standen. Die Subtrigger-53–Daten liegen im kinematischen Bereich von $Q^2 < 4$ GeV^2/c^2 und 0.1 $< y <$0.8, gleichbedeutend mit einer Photon-Proton Schwerpunktsenergie im Bereich von 95 GeV$< W_{\gamma p} <$ 268 GeV. In dieser Selektion wurden 194 $\pm$ 35 $D^{*\pm}$–Ereignisse gefunden. Die Selektion der Subtrigger-83–Daten liegt im Bereich von $Q^2 < 0.01$ GeV^2/c^2 und 0.28 $< y <$0.65, was einem $W_{\gamma p}$ von 159 GeV bis 242 GeV entspricht. In dieser Selektion wurden 137 $\pm$ 25 Ereignisse identifiziert.

In beiden Selektionen wurden zunächst die sichtbaren und die totalen ep–Wirkungsquerschnitte bestimmt. In diese gehen zum Teil große systematische Unsicherheiten ein, die den Gesamtfehler dominieren. Insbesondere die Werte für die totalen Wirkungsquerschnitte enthalten große systematische Fehler, die aus den verschiedenen Monte-Carlo–Simulationen der Akzeptanz herrühren. Die hier mit der Partondichte GRV LO berechneten ep– und γp–Wirkungsquerschnitte sind in Tabelle 6.10 zusammengefaßt. Die Ergebnisse würden sich bei Wahl einer anderen Partondichteparametrisierung unterscheiden. Ein besseres Verständnis auf diesem Gebiet bietet ein Verbesserungspotential bei zukünftigen Analysen.

Größe	Einheit	**Subtrigger 53**	**Subtrigger 83**
$W_{\gamma p}$	[GeV]	95 – 268	159 – 242
Q^2	[GeV^2/c^2]	< 4	$< 10^-2$
D$^{*\pm}$Ereignisse		194 $\pm$ 35	137 $\pm$ 25
Photonfluß		0.0641	0.0141
$\sigma_{vis}(ep \to D^{*\pm}X)$	[nb]	18.3 $\pm$ 3.3 $^{+3.8}_{-3.5}$	5.8 $\pm$ 1.0 $^{+0.9}_{-0.7}$
$\sigma_{tot}(ep \to c\bar{c}X)$	[nb]	3351 $\pm$ 604 $^{+695}_{-641}$	1062 $\pm$ 195 $^{+164}_{-128}$
$\sigma_{tot}(\gamma p \to c\bar{c}X)$	[μb]	52.3 $\pm$ 9.4 $^{+10.8}_{-10.0}$	75.3 $\pm$ 13.8 $^{+11.6}_{-9.1}$

Tabelle 6.10: *Ergebnisse der Analysen.*

Der dritte Abschnitt in diesem Kapitel beschäftigte sich mit der Wechselwirkung von Netzwerkentscheidung und physikalischen Eigenschaften der selektierten Ereignisse. Ein Netzwerk, das in Kapitel 5 mit Ereignissen aus einer Subtrigger-53–Selektion trainiert worden war, wurde daraufhin getestet, wie es auf Subtrigger-83–Ereignisse oder Ereignisse mit falscher Ladungskombination reagiert.

Es kann festgestellt werden, daß die Netzwerkausgabe nicht auf diese Eigenschaften sensitiv ist. Lediglich die topologischen Eigenschaften, die aus der Zugehörigkeit zu einer bestimmten DST–Klasse oder einer Unterklasse folgern, sind für die Netzwerkentscheidung relevant. Diese Erkenntnis erlaubt es, in Zukunft mit weniger aufwendig selektierten Ereignissen Netzwerke zu trainieren.

Ein weiterer Punkt war die Untersuchung, ob die Netzwerkausgabewerte mit bestimmten physikalischen Eigenschaften wie z.B. p$_\perp$ oder ΔM$_{D^* D^0}$ korreliert sind. In keiner der hier untersuchten Größen konnte eine Korrelation festgestellt werden. Dies ist ein positives Zeichen dafür, daß bei zukünftigen Triggereffizienzuntersuchungen, die neuronale Netze enthalten, nicht mit Abhängigkeiten der Effizienz von anderen Größen gerechnet werden muß.

Im Resümee des Kapitels 5 wurde die Schlußfolgerung gezogen, daß bei steigender Luminosität ein Netzwerk die D$^{*\pm}$–Daten effizienter selektieren kann als ein Skalierungsfaktor. Um dies zu bestätigen, wurde die angestrebte Zielkonfiguration eines Netzes untersucht, das nur auf exklusive Subtrigger-53–Ereignisse angewendet wird. Es konnte verifiziert werden, daß die Netzwerkausgabe auf dieser Untermenge der Daten dieselbe Effizienz aufweist wie auf der Gesamtmenge und auch keine ungewünschten Abhängigkeiten von kinematischen oder physikalischen Größen bestehen. Damit ist die Verwendungsfähigkeit eines Netzwerks für den Trigger zweiter Stufe im H1–Experiment für die $D^{*\pm}$–Datenselektion erwiesen.

Kapitel 7

Zusammenfassung

Mit dieser Arbeit wurden zwei Ziele verfolgt. Zum einen wurde die Produktion von $D^{*\pm}$–Mesonen untersucht, zum anderen wurde die Realisierung eines neuartigen Konzepts für den Level-2-Trigger dargestellt. Beide Ziele wurden schließlich miteinander verknüpft, um in Zukunft mit Hilfe des Level-2-Triggers eine bessere Analyse der $D^{*\pm}$–Mesonproduktion zu ermöglichen.

Die Basis beider Untersuchungen bildeten die Daten des H1–Experiments aus der Datennahmeperiode von 1994, die einer integrierten Luminosität von 2.77 pb^{-1} entsprechen.

Einen Hauptpunkt der Arbeit bildete der neuronale Trigger des Level-2-Triggersystems. Er ist im Kern mit Hilfe von frei programmierbaren CNAPS Parallelrechnern implementiert. Diese berechnen die Triggerentscheidung in weniger als 8 μs, nachdem die Triggerdaten der Subdetektoren eine Vorverarbeitungskarte in maximal 8 μs durchlaufen haben. Die Gesamtzeit erfüllt damit die Forderung einer Entscheidungszeit von weniger als 20 μs.

Die Erstellung eines neuronalen Netzes für den Level-2-Trigger bildete einen der Schwerpunkte. Die Absicht war, einen bestimmten Level-1-Trigger auszuwählen, der für die interessierende Physik – im vorliegenden Fall $D^{*\pm}$–Ereignisse – effizient, aber möglicherweise mit einer zu hohen Rate behaftet ist. Diese hohe Rate sollte mit Hilfe des neuronalen Netzwerkes gesenkt, die Effizienz aber beibehalten werden.

Dafür wurde der Subtrigger 53 ausgewählt, der nach einem signifikanten Signal im z-Vertex–Histogramm, drei Spurkandidaten im Driftkammertrigger und einer Spur im rückwärtigen Bereich des Detektors verlangt. Im ersten Ansatz wurde versucht, Untergrundereignisse von $D^{*\pm}$–Kandidaten mit Hilfe von ein– und zweidimensionalen Schnitten in verschiedenen Triggergrößen zu trennen. Die beste Trennung in einer Dimension gelang mit der Anzahl der Spuren im Driftkammersystem. Sie erbrachte Physikeffizienzen von 61.2%, 43.6% und 13.4% bei einer Untergrundreduktion von 80%, 90% und 95%. In zwei Dimensionen konnte bei einer Untergrundreduktion von 83.5% eine Physikeffizienz von 52.3% erreicht werden.

Als neuronale Netzwerke wurden Feedforward-Netzwerke mit drei Lagen ausgewählt.

Das Training der Netzwerke wurde mit einer Reihe von verschiedenen Parametern durchgeführt. Es wurden die Eingabegrößen und die Anzahl der Knoten in der verborgenen Schicht variiert. Außerdem wurden die Daten in verschiedene Zeiträume eingeteilt, um die Zeitstabilität der Ergebnisse zu prüfen. Die besten Ergebnisse erzielte das Netzwerk mit 10 Knoten in der verborgenen Schicht und 12 Eingangsgrößen, bestehend aus den Spuren in den Driftkammern, dem z-Vertex–Histogramm der Proportionalkammern und den vorderen Quadranten des Kalorimeters. Die Physikeffizienzen betragen 81.8%, 68.4% und 54.2% bei Untergrundreduktionen von 80%, 90% und 95%. Daraus ergibt sich, daß bei einer um den Faktor 10 erhöhten Luminosität und damit einhergehender Level-1–Ratenerhöhung um denselben Faktor mit Hilfe des neuronalen Level-2-Triggers die Rate auf dem alten Wert gehalten werden kann. Die Ausbeute an $D^{*\pm}$–Kandidaten steigt aber um etwa den Faktor 7.

Der zweite Hauptpunkt der Arbeit bestand in der Selektion und Analyse von $D^{*\pm}$–Ereignissen. Die Selektion diente beiden Zielen der Arbeit, denn für das Optimieren von Netzwerken ist die richtige Wahl von Trainingsdaten entscheidend. In dieser Arbeit wurde der Zerfallskanal $D^{*\pm} \longrightarrow D^0 + \pi^\pm$ mit $D^0 \longrightarrow K^\mp + \pi^\pm$ ausgewählt. Dieser läßt sich Dank des kleinen Phasenraums für das Pion des ersten Zerfalls mittels der Massendifferenz zwischen rekonstruiertem $D^{*\pm}$und D^0 nachweisen.

In der Analyse wurden zwei verschiedene Untermengen gebildet, die verschiedene kinematische Bereiche abdecken. Eine beschränkte sich auf Ereignisse des Subtriggers 53, die andere auf Ereignisse des Subtriggers 83, der als Hauptmerkmal Aktivität im Elektron–Tagger verlangt. Beide Selektionen forderten einen Transversalimpuls des $D^{*\pm}$von mehr als 2.5 GeV/c und eine Pseudorapidität von $-1.5 < \eta < 1.0$.

Die Subtrigger-53–Selektion wurde außerdem auf die kinematischen Regionen $0.1 < y < 0.8$ und $Q^2 < 4$ GeV^2/c^2 beschränkt. Im daraus resultierenden $W_{\gamma p}$–Bereich von 95 GeV bis 268 GeV wurden 194 ± 35 Ereignisse gefunden. Daraus ergibt sich ein sichtbarer Wirkungsquerschnitt von $\sigma^{53}_{vis}(ep \to D^{*\pm}X) = (18.3 \pm 3.3\ ^{+3.8}_{-3.5})$ nb.

Für die Subtrigger-83–Selektion wurde der Kinematik auf den Bereich von $Q^2 < 0.01$ GeV^2/c^2 und $0.28 < y < 0.65$ eingeschränkt. Bei einem $W_{\gamma p}$ von 159 GeV bis 242 GeV wurden 137 ± 25 Ereignisse identifiziert. Der sichtbare Wirkungsquerschnitt liegt damit bei $\sigma^{83}_{vis}(ep \to D^{*\pm}X) = (5.8 \pm 1.0\ ^{+0.9}_{-0.7})$ nb.

Die größten systematischen Fehler stammen aus der Bestimmung der Spurrekonstruktionseffizienz ($^{+11}_{-6}$%) und im Fall der Subtrigger 53 Selektion aus der Triggereffizienzbestimmung (±15%).

Die totalen ep– und γp–Wirkungsquerschnitte in den gegebenen kinematischen Bereichen lassen sich über die Berechnung der Akzeptanzen bestimmen. Hierfür wurde in den Monte-Carlo–Simulationen die Partondichteparametrisierung GRV LO verwendet. Es ergeben sich die totalen ep–Wirkungsquerschnitte zu $\sigma^{53}_{tot}(ep \to c\bar{c}X) = (3351 \pm 604\ ^{+695}_{-641})$ nb bei einem mittleren $W_{\gamma p}$ von 180 GeV und $\sigma^{83}_{tot}(ep \to c\bar{c}X) = (1062 \pm 195\ ^{+164}_{-128})$ nb bei einem mittleren $W_{\gamma p}$ von 200 GeV. Die γp–Wirkungsquerschnitte liegen bei $\sigma^{53}(\gamma p \to c\bar{c}X) = (52.3 \pm 9.4\ ^{+10.8}_{-10.0})$ μb und $\sigma^{83}(\gamma p \to c\bar{c}X) = (75.3 \pm 13.8\ ^{+11.6}_{-9.1})$ μb bei denselben mittleren $W_{\gamma p}$ wie zuvor.

Die totalen Wirkungsquerschnitte enthalten noch große systematische Unsicherheiten, da bei der Bestimmung der Akzeptanzen eine große Modellabhängigkeit von der Wahl der Partondichtefunktionen besteht. Bei der Wahl anderer Partondichten würden die Ergebnisse differieren.

Abschließend wurde eine Verknüpfung der Netzwerkergebnisse mit den Analyseergebnissen durchgeführt. Es wurde gezeigt, daß die Ausgabewerte der Netzwerke nicht von speziellen kinematischen Eigenschaften innerhalb der $D^{*\pm}$–Daten abhängen. Daraus resultiert zum einen die Möglichkeit, in Zukunft Netzwerke mit Daten zu trainieren, die nur eine wenig aufwendige Vorselektion der DST–Daten darstellen. Zum anderen bedeutet dies, daß bei der Bestimmung der Gesamteffizienz aus Level-1-Trigger und Level-2-Trigger keine Abhängigkeiten von kinematischen Variablen zu erwarten sind.

Anhang A

Der Netzwerksimulator

Das folgende Benutzer– und Referenz–Handbuch ist der Dokumentation zum Netzwerksimulator entnommen. Es wurde für die internationale H1–Kollaboration geschrieben und ist hier in der englischen Originalversion wiedergegeben.

User manual

Introduction

The trigger concept of H1 includes four levels to reduce the trigger rate to an acceptable level. For the forthcoming high luminosity and background rates it will be necessary to have the complete trigger scheme running. The Neural Network Level 2 Trigger will be ready end of 1995. In order to check the efficiencies and to tune the cuts of the Level 2 trigger algorithms proposed in the H1 notes :

- H1–04/91 172 : "A Level 2 Calorimeter Trigger Neural Networks"
- H1–08/93 310 : "L2-L3 Background Rejector Based on the Encapsulation of Background Clusters"
- H1–10/95-457 : "A Neural Network Second Level Trigger for the H1–Experiment at HERA"

we have written a simulation program, that generates Level 1 and 2 trigger quantities from all sub-detectors and gives the response of the neural networks or background encapsulator trigger. For more information you can check out the World Wide Web page of the H1 Neural Network Level 2 trigger at :

- http://wwwh1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/neuro.html

There you can also find the up-to-date Version of this document in HTML and Postscript format.

Functionality of the simulator

The main objective of the simulator is to emulate the response of the Neural Network Level 2 Trigger Hardware. The idea is to have a function that is called once per event in the H1 main event processing loop. By default the simulator is using the hardware configuration from the H1 database. However, it is possible to read different setups from a steering card. The simulator can handle all possible algorithms (generically called *networks*) that are implemented in the L2 Trigger. In addition, the simulator is able to generate files with event data for the off-line training and optimizing algorithms. The respective filename can also be specified by a steering card.

The simulator is producing two banks, one bank containing the output of the simulation, the other bank telling the detailed input values for the algorithms.

Usage

The simulation program is easy to use, the only call that is needed is

```
CALL NETSIM
```

in the event processing loop. It must be noted that the correct simulation depends on the flags that are set automatically during a standard H1 event-processing-loop, like BEGRUN, REVENT and ENDJOB.

The behavior of the simulation can be changed by the steering card **NXFN**. With this card you can specify which *network* is used in the simulation. A complete *network* is described by an *nxf–file* (nxf = **N**etwork e**X**change **F**ormat). You have to specify one or more filenames separated by blanks. If the **NXFN** card exists, the specifications from the database are ignored. You can introduce empty entries in the list of networks with the special filename 'EMPTY', which might be useful for the creation of realistic output banks, where there were no networks running in certain slots of the L2 Trigger crate.

In case the user wants to generate so-called event-vector files, which contain the trigger information in a special format for the off-line training and optimization studies, he can add the steering card **NEVN**. The steering card is supposed to contain a filename where the information will be written to. This file is on-the-fly written in gnu-zipped format.

In the special case that only event-vector files shall be produced without simulating any networks, the filename 'NONE' has to be used in the **NXFN** card.

There is one more steering card that determines the behaviour of the simulator. You can activate the comparison of on-line data from the TL23, T2PQ or T2NI bank and off-line data via the **CL23** bank. You can even force the simulator to use the values from the on-line banks to create its output. CL23 also allows to specify whether you want to have the complete eventvector as a bank (called **NNIN**). If there are MC and real data banks at the same time, you can force the simulator to use a certain one. Otherwise this decision is based on the HEAD bank entry of the run type. The description of the CL23 bank explains in detail how the switches have to be set.

An example for the steering cards can be found below.

```
*==============================================================
*          L2 Neural Network Trigger steering banks
*==============================================================
*
***************************************************************
*    The filenames of the network files.
***************************************************************
*
NXFN       '/home/aeg/nsi/misc/test1.nxf '
           'EMPTY '
           '/home/aeg/nsi/misc/test2.nxf '
*
***************************************************************
*    The filename of the produced eventvector file.
***************************************************************
*
NEVN       '/home/aeg/nsi/misc/test.nev.gz '
*
*
***************************************************************
*    Steering card for the TL23,T2PQ check and NNIN creation
***************************************************************
*
CL23       0            ! Check Level for TL23 :
                        !               0 = Check_None
                        !               1 = Check_Summary
                        !               2 = Check_Verbose
!
           0            ! Check Level for T2PQ :
                        !               0 = Check_None
                        !               1 = Check_Summary
                        !               2 = Check_Verbose
!
           0            ! Check Level for T2NI :
                        !               0 = Check_None
                        !               1 = Check_Summary
                        !               2 = Check_Verbose
!
           0            ! Banknumber Offset for T2NI :
                        !               0 = Real Data Bank
                        !             100 = MC Bank from Off-line
                        !             200 = MC Bank from T2PQ
                        !             300 = On-line Monitor Bank
!
           0            ! Replace values in eventvector :
                        !               0 = no replacement
                        !               1 = replace with TL23 values
                        !               2 = replace with T2PQ values
```

```
                        !               3 = replace with T2NI values
!
          0             ! Force a certain kind of data type  :
                        !               0 = no force
                        !               1 = force Real Data
                        !               2 = force Monte Carlo
!
          0             ! Creation of NNIN bank desired ?
                        !               0 = No
                        !               1 = yes
*
*================================================================
```

In order to obtain an executable the main program has to be linked to the following libraries:

- libnetsim.a : the library for the simulation code
- libl2_nn.a : the basic library for the L2 software
- libmdb_io.a : the library for database access

In the near future these libraries will be integrated into H1UTIL and H1SIM. As usual the standard H1 and CERN libraries also have to be linked :

- H1 : BOS, FPACK, H1UTIL, H1SIM
- CERN : PACKLIB

Description of the produced banks

Two banks are produced during the simulation. The bank **T2RS** contains the outputs of the individual *networks*. The number of rows represents the number of simulated *networks*. Each row contains in the first column one integer word for the output of a *network*. The DDL of the bank is shown below.

```
!--------------------------------------------------------------------------------
!
!       BANKname BANKtype       ! Comments
!
 TABLE  T2RS     B16            ! L2 Results; the full results of the
                                !  ANN triggerboxes and TT machines.
                                !  The bank number is 0 for real data, 1 for
                                !  pure MC and 2 for MC with T2PQ as input.
!                               !
!                               !
!       ATTributes:
!       -----------
!COL ATT-name     FMT Min Max   ! Comments
!
```

```
  1   ANN_RESULT   I  0   65535 ! The full result of the first ANN triggerbox.
                                !  The low byte is the 'analog' output - cut,
                                !  the high byte has the decision in the MSB
                                !  but the lower seven bits as in the low byte.
                                ! The order is the same as in the setup
                                !  banks. One row for each triggerbox/machine.
                                ! The raw and actual decision bits can be
                                !  found in the final decider bank.
  2   TT_RESULT    I  0   65535 !
!
!       RELations:
!       ----------
!COL RELname RELtype INTbank    ! Comments
!                    (COL)
!
 END TABLE
!
!-----------------------------------------------------------------------------
```

The output value can be interpreted to find out the decision of the algorithm. In case of *Feed Forward Neural Network* algorithms a positive value indicates an accepted event, a negative value a rejected event. In case of *Background Encapsulator* algorithms, a value of zero indicates an event in the physics volume, a value different from zero is the signature for an event in the background volume. The other bank is called **T2NI** and contains the input values that are fed into the algorithm. The first column is the input value. The corresponding network is identified by the banknumber as given in the DDL.

```
!-----------------------------------------------------------------------------
!
!       BANKname BANKtype       ! Comments
!
 TABLE  T2NI     B08            ! L2 ANN INputs;
                                !  contains the input values which were fed
                                !  into one CNAPS board. The bank number
                                !  - offset gives the triggerbox ID. The offset
                                !  is 0 for real data, 100 for pure MC,
                                !  200 for MC with real T2PQs as input. The
                                !  last one is for L2 ANN test purposes only.
!                               !
!                               !
!       ATTributes:
!       -----------
!COL ATT-name  FMT Min   Max     ! Comments
!
  1   in_val    I    0   255     ! A input value. The subsequent inputs of the
                                 !  triggerbox are stored in subsequent rows.
!                                !
!
!       RELations:
!       ----------
!COL RELname RELtype INTbank    ! Comments
```

```
!                    (COL)
!
 END TABLE
!
!------------------------------------------------------------------------------
```

In order to access the eventvector information inside an H1 job, the **NNIN** bank can be created with a switch in the CL23 bank. The bank has the following DDL :

```
!---------------------------------------------------------------
!-- Author :    Andreas Gruber   11-Nov-95
!---------------------------------------------------------------
!       BANKname BANKtype       !Comments
!
 TABLE  NNIN     B32            ! Generated eventvector quantities.
!                               ! One row for each value, with
!                               ! (8 character) name and value
!
! Col  Attrname  Format  MIN   MAX   Comment
!
    1   NAME_PART1  A                ! First  part of the name
    2   NAME_PART2  A                ! Second part of the name
    3   INPUT_VAL   I   -INF  +INF   ! Input value
!
 END TABLE

!--------------------------------------------------------------
```

Miscellaneous remarks

The simulation and the checks based on the T2PQ bank are requiring the bank NNRC which tells the setup and the contents of the PQZP receiver. You should ask the level 2 hardware specialists to provide you with one. For the 1995 runs, you can get the valid one from the example steering file. At the moment the T2PQ bank of the Orsay Topo–Trigger is used. If there should be one for the Neuro–Trigger, the code has to be changed (the bank number).

On demand of the experts, the LAr quantities from T2PQ are not used for replacement, even if requested by the steering card, because important quantities are missing. Instead the values from BC=0 from the ATES bank are used. This should change in 1996.

Reference manual

Introduction

This part of the manual describes the programming details of the network simulation software – **nsi** –.

There are two major tools that are deployed in the development and maintenance phase. One is facilitating the data access to BOS banks and consists of a Perl script – ddl2hdr – that converts the Data Definition Language (DDL) of BOS banks to a C–structure. This C–structure is the basis of a set of access functions, contained in the file 'nsi_bk_access'. The other tool is also a Perl script – evv2ctex – and helps to maintain consistent versions of event-vector descriptions and simulation code. The Perl scripts are called automatically from within the makefile as soon as either the DDL has changed or the eventvector description. The makefile creates from the eventvector description file *nsi_evv.desc* the C-source file *nsi_evv.c* and the header file *nsi_evv.h*. The DDL is contained in the file *all_banks.ddl* and the makefile produces the files *all_banks.c* and *all_banks.h*.

Program flow

According to the different states of an H1 event processing loop, there are different phases for the simulation code.

First there is the initialization phase where a system integrity check is performed. This check makes sure, that the machine parameters are consistent with the assumed values for byte length and word length. Then the C–structures are initialized, the steering banks are read and the according files are opened.

The next phase is the beginning of a new run. Depending on the database and the steering cards, new setups of network configurations are loaded and the unpacking of data is prepared.

In the normal event processing state, the data banks are unpacked, the inputs for the networks are calculated, the event-vector information is written and the simulation is performed. Finally the results are put into the banks T2RS and T2NI.

At the end of the processing job, the number of processed events is written to the event-vector file and the files are closed.

ddl2hdr – script

This script reads a DDL file and converts it to a header file, and a C–file with the function ïnit_<c_file>()". It is used with the following options :

```
ddl2hdr.pl  [-h] [-H <header_file>] [-c <c_file>]  file.ddl

Options :       -h     print this help text
                -H     name of the created header file
                -c     name of the created C initialization file
```

The basic C–structure is declared as follows :

```
typedef struct bank_info_t
```

```
{
    char bankname[5];
    char entity[6];
    char banktype[5];
    int  bank_ncols;
    col_info_t col[MAX_NUM_COL];

} bank_info_t;
```

where the first element tells the name of the bank, the second one distinguishes between tables and flat banks. The third entry tells the type of the bank, e.g. 'B32' and the 'bank_ncols' represent the number of columns in this bank. The last entry is specified further in the following structure :

```
typedef struct col_info_t
{
    char att_name[16];
    char fmt[5];
    range_t min;
    range_t max;
    char intbank[5];

} col_info_t;
```

It tells the details of each column in the bank, i.e. name, format, valid range and name of a related bank in case of links.

The C–structure is initialized in the corresponding C–file. An attribute (i.e. a certain column) in a bank is addressed by concatenating the bank name and the attribute name with an underscore. This provides a unique name. The functions in the 'nsi_bk_access' file are based on the information in this structure. They also provide consistency checks with the additional information from the DDL. The number of columns or rows can be accessed by the attributes 'NUM_OF_COLS' respectively 'NUM_OF_ROWS'.

evv2ctex – script

This script reads an event-vector description file and transforms it to a latex file and to a C–file (with a header file). It is used with the following options:

```
 evv2ctex.pl  [-?] [-H] [-h <header_file>] [-C] [-c <c_file>]  evv.descr

Options :        -H     print this help text
                 -T     create TeX file
                 -t     name of the created TeX file
                 -C     create C and header file
                 -c     name of the created C (and header) file
                 -h     name of the created header file
```

A typical piece of a description file is shown below :

```
!------------------------------------------------------------------------------
!
#  Name   !  Format  !  Type  ! Dim. ! Subdet ! Misc. ! Valid ! Comment
!------------------------------------------------------------------------------
!
#____________________________ Identification lables _________________________
!
  runnum     %11d      INT       1    MISC       *         *     Run number
  evtnum     %11d      INT       1    MISC       *         *     Event Number
!
#____________________________ Analysis Quantities _________________________
!
  leptmom    %11d      INT       1    MISC       *         *     Lepton momentum
  hadmom     %11d      INT       1    MISC       *         *     Hadron momentum
  x_bj       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *     x Bjorken
  y_bj       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *     y Bjorken
  Q2         %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *     Q2
!
#_____________________________________________________________________________
!
  gennu      %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *     Monte Carlo Quantities
  genw       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *
  kti1       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *
  kti2       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *
  wtx1       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *
  wtx2       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *
  pthat2     %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *
  shat       %7.4f     FLOAT     1    MISC       *         *
!
#_____________________________ Trigger Elements __________________________________________
!
  tele       %11d      BITFIELD  8    TRIGGER TRELBASE     *  Triggerelements 0-255
  subact     %11d      BITFIELD  8    TRIGGER  *           *  actual Subtriggerelements 0-255
  subraw     %11d      BITFIELD  8    TRIGGER L1BASE       *  raw Subtriggerelements 0-255
  l5class    %11d      BITFIELD  1    TRIGGER L5BASE       *  L5 classification bits
!
```

The syntax of this description file is as follows:

- Every line following an exclamation mark is ignored by the script.
- If the line starts with a hash sign '#'
  - it is ignored for the C–file
  - it is transformed to the header of a new table in the latex file, if it contains text
  - it is used as a separating line in a table, if it contains no text
- All the other lines are split into tokens.

The fields in the description lines have the following meaning:

- Name : Name of the event-vector item (max. 8 characters).

- Format : Format string for 'printf'.
- Type : Type of the input item (INT, FLOAT, BITFIELD).
- Dim. : Dimension of this item in case of arrays.
- Subdet. : Declares to which sub-detector this item belongs, helps to simulate only certain pieces of the detector for speed-up. So far there are the folowing ones in use:
  - MISC : Information for bookkeeping.
  - TRIGGER : Information from the L1 Trigger.
  - DCRZ : Information from the dirft chamber r-z-trigger (not yet in use).
  - PROP_RAY : Information from the Ray trigger (forward and central multiwire proportional chambers).
  - PROP_HIS : Information from the proportional chamber z-vertex histogram.
  - DCRPHI : Information from the drift chamber r-Φ trigger.
  - LAR_ADD : Information from the Liquid-Argon trigger.
  - DIG_MUON : Information from the digital muon trigger.
  - FWD_MUON : Information from the forward muon trigger.
  - SPACAL : Information from the SpaCal trigger.
  - DDB_BTT : Information from the Jetfinder on total bigtowers.
  - DDB_BTE : Information from theJetfinder on electromagnetic bigtowers.
  - DDB_BTH : Information from the Jetfinder on hadronic bigtowers.
  - DDB_BTT_ET : Information from the Jetfinder on transverse energy total bigtowers.
  - DDB_HIST : Information from the Bigtower histograms.
- Misc. : Gives some miscellaneous information to help the mixer in understanding the event-vector syntax and semantics.
- Valid : Position of the validation bits, a plus sign means increment, an equal sign means no increment, a number means a new absolute position.a
- Comment : A comment for the meaning of the item.

For the latex file, some of the tokens are concatenated to a comment string. In case of the C–file, the following structure is declared in the header file and filled in the produced C–file:

```
#define LONGEST_NAME     8
#define LONGEST_FORM    20
#define LONGEST_MISC    30

typedef struct evv_item_t
{
    char name[LONGEST_NAME];
    char print_form[LONGEST_FORM];
    typ_info_t typ_info;
    int dimension;
    subdet_t subdetector;
    char misc_info[LONGEST_MISC];
    int validation_bit;
    int evv_pos;
} evv_item_t;
```

The entries correspond to the tokens above in the same order. The last entry is the number of this item. This is NOT the position of the item, because of the array like items.
An asterisk '*' in the description file means that this value is left out in the field of the structure. In the validation column the following syntax applies:

- A NUMBER sets the position of the validation bit to this value
- A '+' increments the position of the validation bit and uses this value
- A '=' uses the previously set value for the validation bit position

Anhang B

Die Triggergrößen für Level 2

Level-2 Triggergrößen	
Abkürzung	**Beschreibung**
dcvsum	Summe der Eintrage im rz–Histogramm
dcvmax	Maximaler Eintrag im rz–Histogramm
dcvpos	Position des Maximums im rz–Histogramm
nbigray	Anzahl der Bigrays
cpvsum	Summe der Eintrage im z-Vertex–Histogramm
cpvmax	Maximaler Eintrag im z-Vertex–Histogramm
cpvpos	Position des Maximums im z-Vertex–Histogramm
trhineg	Treffer in Driftkammer mit neg. Ladung und hohem Impuls
trhipos	Treffer in Driftkammer mit pos. Ladung und hohem Impuls
trloneg	Treffer in Driftkammer mit neg. Ladung und niedrigem Impuls
trlopos	Treffer in Driftkammer mit pos. Ladung und niedrigem Impuls
trtot	Gesamttrefferzahl in Driftkammer
Kalorimeter	
pluge	Plug Energie
larife	Energie im vorderen Innenteil des LAr-Kalorimeters
larfbe	Energie im vorderen Zentralbereich des LAr-Kalorimeters
larcbe	Energie im Zentralbereich des LAr-Kalorimeters
larex	x-Komponente der Gesamtenergie
larey	y-Komponente der Gesamtenergie
laret	Transversale Komponente der Gesamtenergie
larele1	Anzahl von Elektronkandidaten (1. Schwelle) im LAr-Kalorimeter

Fortsetzung auf nächster Seite...

...Fortsetzung von vorhergehender Seite	
Abkürzung	**Beschreibung**
larele2	Anzahl von Elektronkandidaten (2. Schwelle) im LAr-Kalorimeter
laretot	Gewichtete Gesamtenergie im LAr-Kalorimeter
calfwde	Energie im vorderen Bereich des Kalorimeters
calbare	Energie im zentralen Bereich des Kalorimeters
calbwde	Energie im hinteren Bereich des Kalorimeters
calbt	Anzahl von Bigtowern in Koinzidenz mit Spurkammmeraktivität
bigtnum	Anzahl von elektromagn. und hadronischen Bigtowern
bigterg	Gesamtenergie aller Bigtower
ironfe	Anzahl getroffener Module in der vorderen Endkappe des Myonsystems
ironfb	Anzahl getroffener Module im vorderen Zentarlbereich des Myonsystems
ironbe	Anzahl getroffener Module in der hinteren Endkappe des Myonsystems
ironbb	Anzahl getroffener Module im hinteren Zentralbereich des Myonsystems
irontot	Gesamtzahl aller getroffener Module des Myonsystems
fwmupre	Treffer in den Oktantenringen vor dem Toroiden des vorderen Myonsystems
fwmupos	Treffer in den Oktantenringen nach dem Toroiden des vorderen Myonsystems
spatofha	Anzahl hadronischer Clusterbits des Spacal Anti-TOF-Systems
spatofem	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal Anti-TOF-Systems
splatof	Schnittmenge von *spatofha* und *spatofem* Clusterbits
spemcl1	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 1)
spemcl2	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 2)
spemcl3	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 3)
spsumcl1	Anzahl e.m. und hadr. Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 1)
spsumcl2	Anzahl e.m. und hadr. Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 2)
spsumcl3	Anzahl e.m. und hadr. Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 3)
	Fortsetzung auf nächster Seite...

...Fortsetzung von vorhergehender Seite	
Abkürzung	**Beschreibung**
spcent1	Anzahl Clusterbits des inneren Spacal TOF-Systems (Schwelle 1)
spcent2	Anzahl Clusterbits des inneren Spacal TOF-Systems (Schwelle 2)
spcent3	Anzahl Clusterbits des inneren Spacal TOF-Systems (Schwelle 3)
spallcl2	Gesamtzahl der Clusterbits (detailliert) für Schwelle 2
spoutcl2	Gesamtzahl der äußeren Clusterbits (detailliert) für Schwelle 2
Quadranten-Energien	
eplq0	Energie für den Quadrant 0 des Plug
eplq1	Energie für den Quadrant 1 des Plug
eplq2	Energie für den Quadrant 2 des Plug
eplq3	Energie für den Quadrant 3 des Plug
eifq0	Energie für den Quadrant 0 des IF
eifq1	Energie für den Quadrant 1 des IF
eifq2	Energie für den Quadrant 2 des IF
eifq3	Energie für den Quadrant 3 des IF
efbq0	Energie für den Quadrant 0 des FB
efbq1	Energie für den Quadrant 1 des FB
efbq2	Energie für den Quadrant 2 des FB
efbq3	Energie für den Quadrant 3 des FB
ecbq0	Energie für den Quadrant 0 des CB
ecbq1	Energie für den Quadrant 1 des CB
ecbq2	Energie für den Quadrant 2 des CB
ecbq3	Energie für den Quadrant 3 des CB
espq0	Energie für den Quadrant 0 des SPACAL
espq1	Energie für den Quadrant 1 des SPACAL
espq2	Energie für den Quadrant 2 des SPACAL
espq3	Energie für den Quadrant 3 des SPACAL
ebcq0	Energie für den Quadrant 0 des BEMC
ebcq1	Energie für den Quadrant 1 des BEMC
ebcq2	Energie für den Quadrant 2 des BEMC
ebcq3	Energie für den Quadrant 3 des BEMC
Detaillierte Größen	
bigray0-7	Ein Bit für jeden Bigray (256)
iron0-1	Ein Bit für jedes Modul des Myonsystems (64)
fmupr0-1	Ein Bit pro Sektor(8) und Ring(8) des Myonsystems vor dem Toroiden
	Fortsetzung auf nächster Seite...

...*Fortsetzung von vorhergehender Seite*	
Abkürzung	**Beschreibung**
fmupo0-1	Ein Bit pro Sektor(8) und Ring(8) des Myonsystems nach dem Toroiden
spclb0-24	SPACAL Clusterbits für das TOF-System (Schwelle 2)
dcvt0-95	Driftkammer z-Vertex–Histogramm (96 Bins)
cpvt0-15	Proportionalkammer z-Vertex–Histogramm (16 Bins)
cjcs0-44	Spuren in den Driftkammersektoren (45 Sektoren)
btem0-255	Elektromagnetische Bigtower im Kalorimeter (256)
btha0-255	Hadronische Bigtower im Kalorimeter (256)
DDB Simulationsgrößen	
Jetfinder auf Totalen Bigtowers (BTT)	
bttj1e	Energie des 1. BTT Jet
bttj1t	Theta des 1. BTT Jet
bttj1p	Phi des 1. BTT Jet
bttj2e	Energie des 2. BTT Jet
bttj2t	Theta des 2. BTT Jet
bttj2p	Phi des 2. BTT Jet
bttj3e	Energie des 3. BTT Jet
bttj3t	Theta des 3. BTT Jet
bttj3p	Phi des 3. BTT Jet
bteohj1	Verhältnis von e.m. zu hadr. Energie im ersten Jet Seed
bteohj2	Verhältnis von e.m. zu hadr. Energie im zweiten Jet Seed
bteohj3	Verhältnis von e.m. zu hadr. Energie im dritten Jet Seed
Jetfinder auf electromagn. Bigtowers (BTem)	
btej1e	Energie des 1. BTem Jet
btej1t	Theta des 1. BTem Jet
btej1p	Phi des 1. BTem Jet
btej2e	Energie des 2. BTem Jet
btej2t	Theta des 2. BTem Jet
btej2p	Phi des 2. BTem Jet
btej3e	Energie des 3. BTem Jet
btej3t	Theta des 3. BTem Jet
btej3p	Phi des 3. BTem Jet
Jetfinder auf hadronischen Bigtowers (BTha)	
bthj1e	Energie des 1. BTha Jet
bthj1t	Theta des 1. BTha Jet
	Fortsetzung auf nächster Seite...

...Fortsetzung von vorhergehender Seite	
Abkürzung	**Beschreibung**
bthj1p	Phi des 1. BTha Jet
bthj2e	Energie des 2. BTha Jet
bthj2t	Theta des 2. BTha Jet
bthj2p	Phi des 2. BTha Jet
bthj3e	Energie des 3. BTha Jet
bthj3t	Theta des 3. BTha Jet
bthj3p	Phi des 3. BTha Jet
Jetfinder auf transversalen Energien der totalen Bigtowers (BTET)	
btetj1e	Energie des 1. BTET Jet
btetj1t	Theta des 1. BTET Jet
btetj1p	Phi des 1. BTET Jet
btetj2e	Energie des 2. BTET Jet
btetj2t	Theta des 2. BTET Jet
btetj2p	Phi des 2. BTET Jet
btetj3e	Energie des 3. BTET Jet
btetj3t	Theta des 3. BTET Jet
btetj3p	Phi des 3. BTET Jet
Bigtower Histogramme	
bthote	Energie des heißesten Bigtower (Total)
btbinw	Bin-Breite des Histogramms
btthis0-15	Das Bigtower Total Histogramm
btbhis0-15	Histogramm der Bigtowers und Bigrays (logische Und-Verknüpfung)

Literaturverzeichnis

[1] David MacKenzie. *Autoconf – Creating Automatic Configuration Scripts*. Free Software Foundation, Inc., März 1995.

[2] S.L. Glashow, J. Iliopoulos, und L. Maiani. Weak interactions with lepton–hadron symmetry. *Phys.Rev.*, D2:1285, 1970.

[3] H. Fritzsch, M. Gell-Mann, und H. Leutwyler. Advantages of the color octet gluon picture. *Phys.Lett.*, 47B:365, 1973.

[4] H. Georgi und S.L. Glashow. Unity of all elementary particle forces. *Phys.Rev.Lett.*, 32:438, 1974.

[5] N. Cabibbo. Unitary symmetry and leptonic decays. *Phys.Rev.Lett.*, 10:531, 1963.

[6] M. Kobayashi und T. Maskawa. CP violation in the renormalizable theory of weak interaction. *Prog.Theor.Phys.*, 49:652, 1973.

[7] M. Gell-Mann. A Schematic model of baryons and mesons. *Phys. Lett.*, 8:214, 1964.

[8] G. Zweig. An SU(3) model for strong interaction symmetry and its breaking. *CERN-TH-412*, 1964.

[9] J.D. Bjorken. Asymptotic sum rules at infinite momentum. *Phys.Rev.*, 179:1547–53, 1969.

[10] G. Altarelli und G. Parisi. Asymptotic freedom in parton language. *Nucl. Phys.*, B126:298, 1977.

[11] H1 Collaboration, I. Abt, et al. Measurement of the proton structure function $F_2(x, Q^2)$ in the low -x region at HERA. *Nucl. Phys. B*, 407:515–535, 1993.

[12] H1 Collaboration, I. Abt, et al. Scaling violations of the proton structure function F_2 at small x. *Phys.Lett.*, B321:161–167, 1994.

[13] H1 Collaboration, I. Abt, et al. A measurement of the proton structure function $F_2(x, Q^2)$. *Nucl. Phys. B*, 439:471–502, 1995.

[14] I. Abt et al. First measurement of the CC cross section at HERA. *Phys. Lett. B*, 324:241–248, 1994. H1 Collaboration.

[15] H1 Collaboration, I. Abt, et al. Photoproduction of J/Ψ – Mesons at HERA. *Phys. Lett. B*, 338:241–248, 1994.

[16] J. J. Aubert et al. Experimental observation of a heavy particle J. *Phys. Rev. Lett.*, 33:1404, 1974.

[17] J.-E. Augustin et al. Discovery of a narrow resonance in e^+e^- annihilation. *Phys.Rev.Lett.*, 33:1406, 1974.

[18] C. Bacci et al. Preliminary result of Frascati (ADONE) on the nature of a new 3.1 GeV Particle Produced in e^+e^- Annihilation. *Phys. Rev. Lett.*, 33:1408, 1974.

[19] CDF Collaboration. Observation of Top Quark Production in $p\bar{p}$ Collisions. *submitted to Physical Review Letters*, 1995.

[20] R. P. Feynman. Very High-Energy Collisions of Hadrons. *Phys.Rev.Lett.*, 23:1415, 1969.

[21] F. Jacquet und A. Blondel. Report from the study group on detectors for charged current events. In U. Amaldi, Herausgeber, *Proceedings of the study of an ep facility for Europe*, Volume 79/48, Seite 391. DESY, 1979.

[22] S. L. Glashow, J. Iliopoulos, und L. Maiani. Weak interactions with lepton - hadron symmetry. *Phys. Rev.*, D2:1285, 1970.

[23] N. Cabibbo. Unitary symmetry and leptonic decays. *Phys. Rev. Lett.*, 10:531, 1963.

[24] A. Ali und D. Wyler. Heavy Quark physics at HERA: introduction and overview. In W. Buchmüller und G. Ingelmann, Herausgeber, *Proceedings of the Workshop : Physics at HERA*, Volume 2, Seite 669–689, Notkestr. 85, Oktober 1991. DESY.

[25] R. van Woudenberg et al. Gluon density determination from open charm events at HERA. In W. Buchmüller und G. Ingelmann, Herausgeber, *Proceedings of the Workshop : Physics at HERA*, Volume 2, Seite 739–769, Notkestr. 85, Oktober 1991. DESY.

[26] C. F. Weizsäcker. Ausstrahlung bei Stößen sehr schneller Elektronen. *Z. Phys.*, 88:612, 1934.

[27] R.K. Ellis und P. Nason. QCD radiative corrections to the photoproduction of heavy quarks. *Nucl.Phys.*, B312:551, 1989.

[28] I. J. R. Aitchison und A. J. G. Hey. *Gauge theories in particle physics*. Adam Hilger, 1989.

[29] G. Altarelli und G. Martinelli. Transverse momentum of jets in electroproduction from quantum chromodynamics. *Phys.Lett.*, 76B:89, 1978.

[30] B.R. Webber. Monte Carlo simulation of hard hadronic processes. *Ann.Rev.Nucl.Part.Sci.*, 36:253, 1986.

[31] L. Montanet et al. Review of Particle Properties. *Physical Review D*, 50(1):1173, 1994.

[32] T. Sjöstrand. Status of Fragmentation Models. *Int. Journal of Modern Phys. A*, 3(4):751–823, 1988.

[33] G. Marchesini und B.R. Webber. Monte Carlo simulation of general hard processes with coherent QCD radiation. *Nucl.Phys.*, B310:461, 1988.

[34] H1 Collaboration. The H1 Detector at HERA. DESY Report 93-103, ISSN 0418-9833, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.

[35] Christoph Ley, Peter Uelkes, et al. WWW–Server der Aachener Physik, http://www.physik.rwth-aachen.de/group/IIIphys/H1/pictures/. World–Wide–Web, 1993.

[36] H1 Collaboration. Technical Proposal to Upgrade the Backward Scattering Region of the H1 Detector. PRC Report 93/02, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.

[37] H1 Collaboration. Technical Proposal to build Silicon Tracking Detectors for H1. PRC Report 92/01, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1992.

[38] H1 Collaboration, Gerhard Müller, et al. A Spaghetti Calorimeter for the H1–Detector. Beijing Calorimetry Symposium, 1994.

[39] V. Boudry, C. Drancourt, F. Dohou, et al. The Inclusive Electron Trigger for the SPACAL: Design and CERN–test Results. H1–Note H1-03/95-430, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1995.

[40] T. Ahmed et al. A Pipelined First-Level Forward Muon Drift Chamber Trigger for H1. H1–Note H1-10/92-251, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1992.

[41] J.C. Bizot et al. Status of Simulation for a topological level 2 trigger. H1–Note H1-02/92-212, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1992.

[42] J. Fent et al. A Neural Network Second Level Trigger for the H1–Experiment at HERA. H1–Note H1-10/95-457, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, August 1995.

[43] Andreas Zell. *Simulation Neuronaler Netze*. Addison–Wesley, Reading, Massachusetts, 1994.

[44] Andreas Gruber et al. Performance of Backpropagation Networks in the Second-Level Trigger of the H1–Experiment. In K.-H. Becks und D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume III, Seite 429–434, Singapur, 1993. World Scientific Publishing Co.

[45] Adaptive Solutions, Inc., Beaverton, OR 97006. *CNAPS/VME Board Reference Manual 1.0*, 1.0 Auflage, August 1993.

[46] Pal Ribarics et al. Constructed Networks for Background Encapsulation in the Second-Level Trigger of the H1–Experiment. In K.-H. Becks und D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume III, Seite 429–434, Singapur, 1993. World Scientific Publishing Co.

[47] Spektrum der Wissenschaft. *Gehirn und Nervensysteme*. Spektrum der Wissenschaft Verlag, Heidelberg, 10 Auflage, 1992.

[48] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, und T. M. Jessel. *Principles of Neural Science*. Elsevier, 1991.

[49] D. E. Rumelhart und J. L. McClelland. *Parallel Distributed Processing : Psychological and biological models*, Volume 2. MIT Press Cambridge, 1986.

[50] Hermann Kolanoski. Application of Artificial Neural Networks in Particle Physics. DESY Report 95-061, ISSN 0418-9833, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1995.

[51] Bruce Denby. Tutorial on Neural Network Applications in High Energy Physics: A 1992 Perspective. In D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume II, Seite 287–325, Singapur, 1992. World Scientific Publishing Co.

[52] A. N. Kolmogorov. *Dokl.Akad.Nauk. USSR*, 115:953–956, 1957.

[53] K. Hornik, M. Stinchcombe, und H. White. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 3:551, 1990.

[54] D. E. Rumelhart und J. L. McClelland. *Parallel Distributed Processing : Foundations*, Volume 1. MIT Press Cambridge, 1986.

[55] P. J. Werbos. *Beyond Regression*. Appl.math., Harvard University, November 1974.

[56] A. van Ooyen und B. Nienhuis. Improving the convergence of the Back–Propagation Algorithm. *Neural Networks*, 5:465–471, 1992.

[57] C. Beigbeder und D. Breton. H1 PQZP System (Parallel Quickbus Zero-Suppression Processor). H1–Note H1-02/93-269, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.

[58] H. Krehbiel. The PQZP Receiver Card for the L2 Crates of H1. User's Manual. H1 Trigger Note 1/94, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, April 1994.

[59] Dirk Goldner. *Online-Datenaufbereitung für die Hardware-realisierung eines künstlichen neuronalen Netzwerkes als Level-2 Trigger im H1-Experiment*. Dissertation, Universität Dortmund, April 1996.

[60] CERN computing und networks division. CERN Program Library – general information. World–Wide–Web: http://asdwww.cern.ch/pl/index.html, 1996.

[61] H1-Collaboration. Software Manuals: H1 Software. World Wide Web: http://dice2.desy.de/imanuals/list.html, 1996.

[62] Burkhard D. Burow. Mixed Language Programming. In *Proceedings of the Conference on Computing in High Energy Physics (CHEP)*, Rio de Janeiro, Brasilien, September 1995.

[63] Brian Berliner. CVS II: Parallelizing Software Development. In *USENIX Conference Proceedings*, Seite 341–352, Washington, D.C., Januar 1990. Prisma, Inc., USENIX.

[64] Andreas Gruber. *Documentation for the Network Simulator –nsi–*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, Januar 1996. World Wide Web: http://wwwh1.mppmu.mpg.de/ projects/neuro/doc/ nsi/main_tex.html.

[65] Tobias Zobel. *Mixer Documentation*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, V0R3.0 Auflage, Januar 1996. World Wide Web: http://wwwh1.mppmu.mpg.de/ projects/neuro/ doc/mixdoc/mixdoc.html.

[66] Anselm Kruis. *Using the trainer*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1993. World Wide Web: http://wwwh1.mppmu.mpg.de/ projects/neuro/doc/ trainer/docu/docu.html.

[67] Dominik Westner. *Improving the Aspirin-Training Software*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1994. World Wide Web: http://wwwh1.mppmu.mpg.de/ projects/neuro/doc/ trainer/F2main.ps.gz.

[68] Russel R. Leighton. *The Aspirin/Migraines Software Tools, User's Manual*. The MITRE Corporation, V6 Auflage, Oktober 1992. MP-91W00050, ftp://pt.cs.cmu.edu/ afs/cs/project/ connect/code/ unsupported/am6.tar.Z.

[69] Steffen Udluft. *Training und Einsatz neuronaler Netze auf dem CNAPS–Parallelcomputer*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805

München, 1995. World Wide Web: http://wwwh1.mppmu.mpg.de/ projects/neuro/doc/ bpexp2.

[70] Jürgen Möck. *Manual zum Background Encapsulator CluClu*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1996. World Wide Web: http://wwwh1.mppmu.mpg.de/ projects/neuro/doc/ cluclu.html.

[71] Dominik Westner. *Tester – Documentation*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1996. World Wide Web: http://wwwh1.mppmu.mpg.de/ projects/neuro/doc/ Tester/Tester.html.

[72] J. H. Köhne et al. Realization of a Second Level Neural Network Trigger for the H1 Experiment at HERA. In *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume V, Singapur, 1997. World Scientific Publishing Co.

[73] R. Gerhards et al. Data Storage and Data Access at H1. In *Proceedings of the Int. Conf. on Computing in High Energy Physics*, Seite 429–434, Rio de Janeiro, 1995.

[74] Christoph Ley. *Untersuchungen zur Rekonstruktion des radiativen D^{*0}–Zerfalls im H1–Experiment*. Dissertation, III. Physikalisches Institut der Technischen Hochschule Aachen, 52056 Aachen, Dezember 1994.

[75] Norbert Sahlmann. *Untersuchungen zum Nachweis von Hadronen mit Charm im H1-Detektor.* Dissertation, III. Physikalisches Institut der Technischen Hochschule Aachen, 52056 Aachen, Oktober 1994.

[76] Andreas Gellrich. *Nachweis von Mesonen mit Charm in der Elektron-Proton-Streuung mit dem H1-Detektor bei HERA*. Dissertation, Universität Hamburg, Juli 1994.

[77] T. Sjöstrand. PYTHIA at HERA. In W. Buchmüller und G. Ingelmann, Herausgeber, *Proceedings of the Workshop : Physics at HERA*, Volume 3, Seite 1405–1418, Notkestr. 85, Oktober 1991. DESY.

[78] Iris Abt. Manual to IJRAY, a Monte Carlo Generator shell to produce e-p events for H1. H1–Note H1-05/93-290, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.

[79] Torbjörn Sjöstrand. High-energy physics event generation with PYTHIA 5.7 and JETSET 7.4. *Comput. Phys. Commun.*, 82:74–90, 1994.

[80] Thomas Krämerkämper et al. ANN as a Level 2 Trigger for the H1 Experiment – Learning Strategies and Visualization. In K.-H. Becks und D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume III, Seite 429–434, Singapur, 1993. World Scientific Publishing Co.

[81] Dominik Westner. Ein neuronaler Netzwerktrigger für die Produktion von J/Ψ-Teilchen in ep-Streuung. Diplomarbeit, Ludwig-Maximilians-Universität München, Max-Planck-Institut für Physik, März 1996.

[82] G. J. Feldman et al. Observation of the decay $D^{*+} \rightarrow D^0\pi^+$. *Phys. Rev. Lett.*, 38:1313, 1977.

[83] S. Aid et al. Photoproduction of D*+- mesons in electron - proton collisions at HERA. *Nucl. Phys.*, B472:32–54, 1996.

[84] Sergey Levonian. H1 Lumi Summary - Physics Samples. World Wide Web: http://dice2.desy.de/ levonian/luminosity/summary_tables/Summary.html, 1996.

[85] Wolfram Erdmann. *Untersuchung der Photoproduktion von D*-Mesonen am ep-Speicherring HERA*. Dissertation, ETH Zürich, 1996.

[86] R. Akers (OPAL Collaboration). A Measurement of the production of D*+- mesons on the Z0 resonance. *Z. Phys.*, C67:27–44, 1995.

[87] A. D. Martin, W. J. Stirling, und R. G. Roberts. Parton distributions for low Q^2. *Phys. Rev.*, D51:4756–4762, 1995.

[88] M. Glück, E. Reya, und A. Vogt. Comparing radiatively generated parton distributions with recent measurements of F_2 (x,Q^2) in the small x region. *Phys. Lett.*, B306:391–394, 1993.

[89] H. Abramowicz, K. Charchula, und A. Levy. Parametrization of parton distributions in the photon. *Phys. Lett.*, B269:458–464, 1991.

[90] M. I. Adamovich et al. Cross-sections and some features of charm photoproduction at γ energies of 20-70 GeV. *Phys. Lett.*, 187B:437, 1987.

[91] J. C. Anjos et al. Photon - gluon fusion analysis of charm photoproduction. *Phys. Rev. Lett.*, 65:2503, 1990.

[92] A. R. Clark et al. Cross-section measurements for charm production by 209 GeV muons. *Phys. Rev. Lett.*, 45:682, 1980.

[93] M. S. Atiya et al. Evidence for the high-energy photoproduction of charmed mesons. *Phys. Rev. Lett.*, 43:414, 1979.

[94] D. Aston et al. Photoproduction of charmed d mesons at gamma energies of 40-70 GeV. *Phys. Lett.*, 94B:113, 1980.

[95] K. Abe et al. Charm photoproduction at 20 GeV. *Phys. Rev.*, D30:1, 1984.

Index

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Curriculum Vitae

Angaben zur Person

Name	Andreas Gruber
Geburtsdatum	18. August 1967
Geburtsort	Bad Säckingen
Familienstand	ledig
Staatsangehörigkeit	deutsch

Schulausbildung

1973 – 1977	Grundschule in Bad Säckingen
1977 – 1986	Scheffel–Gymnasium in Bad Säckingen
06/1986	Abitur

Wehrdienst

07/1986 – 09/1987	Grundwehrdienst Heeresfliegereinheit in Laupheim

Hochschulausbildung

09/1987 – 06/1989	Grundstudium der Physik an der Ruprecht-Karls-Universität in Heidelberg
09/1989 – 03/1993	Physikstudium an der Ludwig-Maximilians-Universität München
09/1991 – 03/1993	Diplomarbeit am Max-Planck-Institut für Physik Thema der Diplomarbeit: *Neuronale Netzwerke als L2-Trigger im H1-Experiment*
03/1993	Abschluß: Diplom-Physiker (Univ.)
04/1993 – 03/1996	Promotions-Stipendiat der Max-Planck-Gesellschaft zur Förderung der Wissenschaften e.V. am Institut für Physik